

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Факультет соціології і права
Кафедра соціології**

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри
_____ Павло Кутуєв
«__» _____ 20__ р.

**Дипломна робота
на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Врегулювання конфліктів та
медіація»
спеціальності 054 «Соціологія»
на тему: «Нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях»**

Виконала:
студентка IV курсу, групи СЛ-61
Столяр Анна Ігорівна _____

Керівник:
К. с. н., старша викладачка кафедри соціології
Мацко-Демиденко Ірина Вікторівна _____

Рецензент:
К. держ. упр., викладачка кафедри теорії та практики управління,
Карпунець Анастасія Станіславівна _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.
Студентка _____

Київ – 2020 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет соціології і права
Кафедра соціології

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність 054 «Соціологія»

Освітньо-професійна програма «Врегулювання конфліктів та медіація»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Павло КУТУСВ

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу студентці

Столяр Анни Ігорівни

1. Тема роботи «Нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях», керівник роботи Мацко-Демиденко Ірина Вікторівна, старший викладач кафедри соціології, кандидат соціологічних наук затверджені наказом по університету від «24» квітня 2020 р. №1039-с
2. Термін подання студентом роботи 11.06.2020

3. Об'єкт дослідження – нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях.

Предметом дослідження є можливості застосування штучних нейронних мереж у аналізі соціологічного дослідження та їх практичне застосування.

4. Зміст роботи.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ:

ВСТУП

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ПЕРЕДУМОВИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ У СОЦІОЛОГІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

1.1 Поняття, історія виникнення та розвитку нейромереж

1.1.1 Біологічний нейрон.

1.1.2 Структура та властивості штучних нейронів.

1.1.3 Властивості та класифікація штучних нейронних мереж.

1.1.4 Вибір структури нейронної мережі.

1.2 Ефективність дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу (на прикладі робіт російських та українських дослідників).

1.2.1 Основні функції штучних нейронних мереж.

1.2.2 Переваги та недоліки використання нейромережевого аналізу у соціології.

1.2.3 Розгляд можливостей застосування нейромережевого аналізу у конфлікті.

1.3 Специфіка проведення нейромережевого аналізу за допомогою модуля Neural Networks у програмі SPSS.

1.3.1 Орієнтири для вибору архітектури нейронної мережі у SPSS.

1.3.2 Підготовка даних для їх подальшого опрацювання.

1.3.3 Проблематика та способи перенавчання мережі.

1.3.4 Процедура застосування Багатошарового перцептрона (Multilayer Perceptron) у SPSS.

1.3.5 Процедура застосування Радіальної базисної функції (Radial Basis Function).

РОЗДІЛ 2. ПРОВЕДЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЗА ДОПОМОГОЮ SPSS НА ПРИКЛАДІ УКРАЇНИ.

2.1 Підготовка даних для проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS та обґрунтування обраної для аналізу тематики.

2.1.1 Обґрунтування вибору тематики для проведення нейромережевого аналізу у програмі SPSS.

2.1.2 Загальна характеристика даних, що були обрані для проведення нейромережевого аналізу.

2.1.3 Підготовка даних для проведення аналізу за допомогою нейронних мереж у програмі SPSS.

2.2 Проведення нейромережевого аналізу за допомогою програми SPSS.

2.2.1 Проведення процедури нейромережевого аналізу за допомогою Багат шарового перцептрона у SPSS.

2.2.2 Інтерпретація результатів та зміна параметрів навчання мережі.

ВИСНОВКИ.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.

ДОДАТОК А.

5. Перелік ілюстративного матеріалу (із зазначенням плакатів, презентацій тощо): презентація – 15 слайдів.

6. Дата видачі завдання квітень 2020 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Визначення напрямку дослідження	Вересень 2019	
2	Формування джерельної бази дослідження	Жовтень-листопад 2019	
3	Складання розгорнутого плану	Грудень 2019	
4	Написання вступу до роботи (визначення об'єкту, предмету, мети та завдань)	Січень 2020	
5	Підготовка і написання I розділу дипломної роботи (Теоретико-	Лютий- березень	

	методологічні передумови використання нейромереж у соціологічних дослідженнях)	2020	
6	Створення прогнозової моделі ймовірності рішення одруженого респондента щодо розлучення	Березень- квітень 2020	
7	Написання II розділу дипломної роботи (Проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS на прикладі України)	Квітень- травень 2020	
8	Написання висновків та коригування списку літератури.	Травень-червень 2020	
9	Передача дипломної роботи на кафедру	11.06.2020	

Студент

А.І. Столяр

Керівник

І.В. Мацко-Демиденко

Анотація

Столяр А.І. Нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях. – На правах рукопису. Дипломна робота за спеціальністю «Соціологія». – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», кафедра соціології. – Київ, 2020. – 70с., список джерел з 33 найменувань.

Дипломна робота присвячена можливостям застосування нейромережевого аналізу у соціологічних дослідженнях. У першому розділі описано теоретико-методологічні передумови використання нейромереж у соціологічних дослідженнях. Увага приділена розгляду можливостей застосування нейромережевого аналізу у конфлікті. У другому (практичному) розділі перевірено прогностичну функцію штучних нейронних мереж. У результаті побудовано прогностну модель ймовірності рішення одруженого респондента щодо розлучення, вислід виведено у вигляді двох нових змінних.

Ключові слова: нейромережа, інтелектуальний аналіз даних, нейромережевий аналіз у соціологічному дослідженні, прогностна модель, розлучення.

Abstract

Stoliar A. I. Neural network analysis in sociological research – Manuscript. Bachelor's Degree Thesis. Speciality 054 – Sociology. – National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Department of Sociology. – Kyiv, 2019. – 70 p., 33 sources.

The thesis is devoted to the possibilities of neural network analysis usage in sociological research. The first section provides theoretical and methodological prerequisites for the neural network's usage in sociological research. Attention was paid to consideration the possibilities of using neural network analysis in a conflict. In the second (practical) section, it was tested the prognostic function of artificial neural network. As a result, it was built the predictive model of the probability decision on a divorce of a married respondent, the outcome was displayed in the form of new two variables.

Keywords: neural network, data mining, neural network analysis in sociological research, predictive model, divorce.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ПЕРЕДУМОВИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ У СОЦІОЛОГІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ	7
1.1 Історія виникнення та розвиток нейромережевого аналізу.....	7
<i>1.1.1 Біологічний нейрон.</i>	<i>7</i>
<i>1.1.2 Структура та властивості штучних нейронів.</i>	<i>9</i>
<i>1.1.3 Властивості та класифікація штучних нейронних мереж</i>	<i>11</i>
<i>1.1.4 Вибір структури нейронної мережі</i>	<i>14</i>
1.2 Ефективність дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу (на прикладі робіт російських та українських дослідників).....	16
<i>1.2.1 Основні функції штучних нейронних мереж</i>	<i>17</i>
<i>1.2.2 Переваги та недоліки використання нейромережевого аналізу у соціології</i>	<i>18</i>
<i>1.2.3 Розгляд можливостей застосування нейромережевого аналізу у конфлікті.</i>	<i>21</i>
1.3 Специфіка проведення нейромережевого аналізу за допомогою модуля Neural Networks у програмі SPSS.....	25
<i>1.3.1 Орієнтири для вибору архітектури нейронної мережі у SPSS</i>	<i>26</i>
<i>1.3.2 Підготовка даних для їх подальшого опрацювання</i>	<i>27</i>
<i>1.3.3 Проблематика та способи перенавчання мережі</i>	<i>28</i>
<i>1.3.4 Процедура застосування Багатошарового перцептрона (Multilayer Perceptron) у SPSS</i>	<i>30</i>
<i>1.3.5 Процедура застосування Радіальної базисної функції (Radial Basis Function)</i>	<i>39</i>
РОЗДІЛ 2. ПРОВЕДЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЗА ДОПОМОГОЮ SPSS НА ПРИКЛАДІ УКРАЇНИ.....	46
2.1 Підготовка даних для проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS та обґрунтування обраної для аналізу тематики.....	46
<i>2.1.1 Обґрунтування вибору тематики для проведення нейромережевого аналізу у програмі SPSS.....</i>	<i>46</i>

2.1.2 Загальна характеристика даних, що були обрані для проведення нейромережевого аналізу.....	48
2.1.3 Підготовка даних для проведення аналізу за допомогою нейронних мереж у програмі SPSS	49
2.2 Проведення нейромережевого аналізу за допомогою програми SPSS	53
2.2.1 Проведення процедури нейромережевого аналізу за допомогою Багатошарового перцептрона у SPSS.....	53
2.2.2 Інтерпретація результатів та зміна параметрів навчання мережі	54
ВИСНОВКИ	64
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.	66
ДОДАТОК А.....	70

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ:

Інтелектуальний аналіз даних (ІАД) – аналіз, основою якого є використання штучного інтелекту задля пошуку нового знання у масивах наданої інформації [1].

Евристика, евристичний – термін, яким позначають галузь знання про творчу діяльність, пов'язану з пошуками шляхів відкриття нового в судженнях, ідеях, способах діяння [29].

Біологічний нейрон – це біологічна клітина, особлива клітина, яка виконує функцію обробки інформації [8].

Синапси – утворення, що є функціональним вузол між двома нейронами [8].

Нейротрансмітери – хімічні речовини, які вивільнюються під час досягнення імпульсом синаптичного закінчення. Головна функція: гальмування або збудження можливості нейрона, що відповідає за приймання інформації[8].

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – це обчислювальні структури, що відтворюють модель елементарних біологічних процесів, які асоціюють із процесами, що відбуваються у мозку людини. Це системи, що спроможні до адаптивного навчання, яке відбувається внаслідок аналізу негативних та позитивних впливів [8].

Вага синапсу – величина, яка показує силу зв'язку між синапсами [8].

Суматор – здійснює функцію додавання імпульсів, які надходять від нейронів та від зовнішніх сигналів, що входять [8].

Нелінійний перетворювач – виконує вихід суматора. Така функція має назву передавальної функції нейрона або ж функція активації [8].

Скалярна функція – це функція $f(x_1, \dots, x_n)$ однієї або декількох змінних, чий діапазон є одновимірним, в порівнянні з векторною функцією, чий діапазон є тривимірним або n-вимірним. При чому, скаляр - це однокомпонентна величина, інваріантна при обертаннях системи координат [30].

Архітектура нейронної мережі – це структура побудови штучної нейронної мережі [8].

Апроксимація (лат. approximate — наближати) — це наближене вираження одних математичних об'єктів іншими [8].

Багатошаровий перцептрон (Multilayer Perceptron) та Радіальні базисні функції (Radial Basis Function) у SPSS – це процедури нейромережевого аналізу у SPSS, за допомогою яких дослідник створює прогнозну модель для однієї або декількох залежних змінних на основі значень змінних-предикторів [26].

Сигмоїда — це гладка монотонна зростаюча нелінійна S-подібна функція. Вона не є бінарною, для неї характерний гладкий градієнт. Наразі сигмоїда є однією з найбільш уживаних функцій активації у нейромережах [32].

Гіперболічний тангенс – це скоригована сигмоїдна функція, вона має нелінійний характер і підходить для комбінації шарів. Вузький діапазон значень запобігає перевантаженню цієї функції активації. Є однією з часто уживаних функцій активації у нейромережах [32].

Табл. Результати класифікації – показує таблицю класифікації для кожної категоріальної залежної змінної. У кожній таблиці вказано кількість спостережень, класифікованих правильно і неправильно та відсоток від загального числа випадків, які були правильно класифіковані [33].

ROC-крива або ж крива помилок – графік, що відображає ROC-криву для кожної категоріальної залежної змінної. Він також відображає таблицю з областю під кожною кривою, що дозволяє оцінити якість бінарної класифікації. Якщо залежна змінна має дві категорії, то кожна крива розглядає дану категорію як позитивний стан у порівнянні з іншою категорією [33].

Графік кумулятивного виграшу. Відображає діаграму накопиченої вигоди для кожної категоріальної залежної змінної. Відображення однієї кривої для кожної категорії залежних змінних таке ж, як для ROC- кривих [33].

Графік підйому – відображає діаграму підйому для кожної категоріальної залежної змінної, виведений з графіка накопиченого прибутку. Тобто, значення для осі у відповідають відношенню значень графіка кумулятивного виграшу до базової лінії для кожної кривої [33].

Таблиця важливості незалежних змінних – це таблиця, що містить показники важливості, нормалізованої у відсотковому значенні важливості незалежних змінних обраних для проведення нейромережевого аналізу. Таблиця надає інформацію для розуміння якості побудованої ним моделі через призму розподілу важливості між змінними [33].

ВСТУП

Одними з основних характеристик сучасного світу можна назвати розвиток інноваційних технологій і інформатизацію та комп'ютеризацію суспільства. Наслідком цього є постійний якісний розвиток можливостей обробки інформації, що у свою чергу, продукує появу нових підходів наукового знання. Усе частіше використовується інтелектуальний аналіз даних, далі – ІАД. Основою цього аналізу є використання штучного інтелекту задля пошуку нового знання у масивах наданої інформації. Інтелектуалізація, яка є процесом, перш за все, і обумовлює швидке зростання значимості ІАД. Основною тезою інтелектуалізації є впровадження штучного інтелекту до технологій збору інформації, її пошуку, зберігання та обробки даних, їх передачі, що є одним з головних імперативів двадцять першого сторіччя. Це сприяє врегулюванню наслідків інформаційного вибуху [1]. Головною ідеєю інтелектуального аналізу даних є те, що в даних є як явна, так і неявна інформація, можна сказати «латентне знання», яке можна вилучити за допомогою застосування цього аналізу.

Актуальність цієї тематики полягає у відповідності сучасним тенденціям до розгляду ІАД як нової парадигми пізнання накопиченої інформації. Де технології такого аналізу – це комп'ютерна реалізація певних методів зі своїм математичним апаратом, який виявляє неявні закономірності в даних, що є новим, але вже досить широко використовуваним інструментом для соціологів сьогодення. Щодо методів інтелектуального аналізу, їх ділять на три умовні групи: перша – методи експлораторного статистичного аналізу або ж традиційні; друга – нетрадиційні, тобто різні методи, що об'єднані ідеєю комп'ютерної математики та використання теорії штучного інтелекту, серед яких найвідомішими є штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми, дерева класифікації; третя – методи когнітивної візуалізації даних – Graph Mining, які засновуються на тому, що створюють графічний образ даних, які аналізуються[2].

Надалі у роботі буде йти мова про аналіз соціологічних досліджень за допомогою одного з методів другої групи інтелектуального аналізу даних, а саме, за допомогою штучних нейронних мереж. Цей аналіз набуває все більшої популярності серед науковців у різних галузях біологічного знання, економічного, соціологічного, також він активно використовується, наприклад, у медицині, судноводінні, промисловості, тобто там, де існує потреба у евристичному або ж, як його ще називають, інформованому пошуці при чому апріорна модель феномена, що досліджується відсутня. Тематика аналізу соціологічних досліджень за допомогою штучних нейронних мереж наразі більш, ніж *актуальна*, адже часто можливості математичних методів та їх застосування обмежені: складним є процес виявлення прихованих закономірностей, створення нових гіпотез, що у свою чергу призводить до значно меншої ефективності аналізу. На відміну від тих математичних методів, що наразі активно використовуються у аналізі соціологічних досліджень, нейромережевий аналіз характеризується тим, що нейромережа будує модель на основі поданої інформації, тобто, не має потреби у побудові цієї моделі дослідником завчасно.

Також потрібно враховувати *стан наукової розробленості* включення нейромережевого аналізу до активного арсеналу користування соціологом таким аналізом. Варто вказати, що методологічний фонд соціологів має тенденцію до постійного розширення, що відбувається шляхом інкорпорації нових методів, що часто використовуються для аналізу в інших галузях науки. Зазвичай, такі інновації стикаються з певними труднощами, які пов'язані зі складністю адаптації «чужорідних» методів до особливостей аналізу соціологічної інформації. Наразі аналіз соціологічних досліджень за допомогою штучних нейронних мереж знаходиться у досить активному стані такого пристосування аналізу шляхом дослідження його особливостей, а соціологами, у тому числі на пострадянському просторі, відбувається його активне використання та включення до досліджень [3, 4, 5, 6]. Якщо говорити

про дискурс щодо використання нейромережевого аналізу у соціологічному дослідженні, то наразі можна виокремити дві головні тенденції: перша – представники та прибічники нейроінформатики, а також комп'ютерного аналізу у соціології вбачають у нейромережах універсальність та можливість у віднайденні нових, раніше невідомих відповідей, на які були неспроможні інші методи. Часто вони не згадують про недосконалість аналізу чи недостатню його інкорпорованість у сучасне соціологічне знання. Риторикою другої тенденції є постулювання критичного ставлення до нейромереж. Прибічники цієї тенденції визнають методи класичної статистики та вбачають у штучних нейронних мережах, ускладнені дещо новим математичним формалізмом, старі методи статистичного аналізу [7]. У такому контексті, **метою** цієї дипломної роботи є виявлення дійсних евристичних можливостей нейромережевого аналізу у соціологічному дослідженні та перевірка прогнозних можливостей застосування нейромережевого аналізу у соціологічних дослідженнях за допомогою програми SPSS. Звідси, задля реалізації вказаної мети дослідження потрібно виконати такі **завдання**:

- дослідити розвиток нейромережевого аналізу шляхом вивчення історії виникнення та розвитку цього аналізу;
- виокремити пізнавальні можливості аналізу в соціологічних дослідженнях за допомогою штучних нейронних мереж;
- окреслити основні можливості застосування нейромережевого аналізу у вивченні конфлікту;
- визначити процедуру проведення нейромережевого аналізу в соціологічному дослідженні за допомогою програми SPSS;
- обрати тематику побудови прогнозної моделі;
- провести практичне застосування аналізу за допомогою нейронних мереж у програмі SPSS;
- інтерпретувати, отримані під час практичного застосування нейромережевого аналізу, результати.

Об'єкт дослідження – нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях.

Предмет дослідження – можливості застосування штучних нейронних мереж у аналізі соціологічного дослідження та їх практичне застосування.

Теоретична та практична цінність роботи полягає у систематизації можливостей аналізу соціологічних досліджень за допомогою штучних нейронних мереж і дослідженні даних за допомогою нейромережевого аналізу.

Структура дипломної роботи складається з двох розділів – теоретичного та практичного. Для написання роботи та опрацювання її теми було використано статті з журналів, довідників, книги, монографії, наукові звіти і т.д. з обраної тематики.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ПЕРЕДУМОВИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ У СОЦІОЛОГІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

1.1 Історія виникнення та розвиток нейромережевого аналізу.

Штучні нейронні мережі – це певні обчислювальні структури, що відтворюють модель елементарних біологічних процесів, які асоціюють із процесами, що відбуваються у мозку людини. Це системи, що спроможні до адаптивного навчання, яке відбувається внаслідок аналізу впливів – негативних та позитивних [8].

Прототипом для назви елементарного повторювача, штучного нейрону, у цих мережах слугує біологічний нейрон. Для того, щоб зрозуміти дійсні евристичні можливості нейромережевого аналізу у соціологічному дослідженні та відтворити якісне тестування цих можливостей, потрібно зрозуміти походження штучних нейронних мереж. З цією метою надалі будуть описані структурні та функціональні елементи, що надають змогу визначити схожість чи відмінність штучних та біологічних нейронів між собою.

1.1.1 Біологічний нейрон.

Людський мозок та її нервова система складаються з нейронів. Нейрони, у свою чергу, поєднуються між собою за допомогою нервових волокон, які передають імпульси між нейронами. Усі процеси, що відповідають за передачу подразнень від основних органів чуття: очей, вух, шкіри, а також ті, що відповідають за управління діями та процеси, що відповідають за мислення виконуються за допомогою передачі електричних імпульсів між нейронами.

Тобто, нейрон – це біологічна клітина, особлива клітина, яка виконує функцію обробки інформації (рис. 1.1.1). На рисунку зображено будову біологічного нейрона. Він включає в себе сому або ж тіло та відростки нервових волокон.

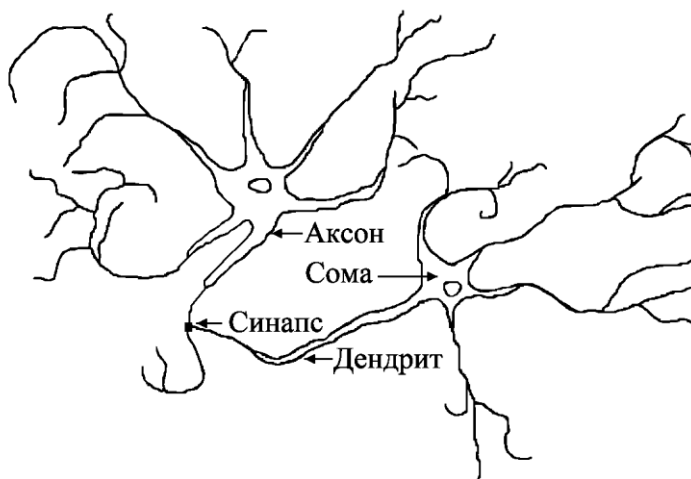


Рис. 1.1.1 Біологічний нейрон [8]

Відростки існують двох типів: перший – аксон, за допомогою якого нейрон передає імпульс, другий – дендрити, за допомогою яких відбувається прийом імпульсів. У тілі нейрона знаходиться ядро, у якому міститься плазма та інформація про спадкові властивості. Плазма, у свою чергу, має певні молекулярні засоби для того, щоб виробляти матеріали, необхідні для нейрона.

Тобто, існує система отримання, передачі та обробки інформації, яка потрапляє до нейрона. Вона працює наступним чином: від аксонів або ж, можна сказати, приймачів нейрон отримує імпульси від інших нейронів, приймачами сигналів виступають дендрити, які потім ці сигнали передають вздовж власного аксона, вкінці він розгалужується на волокна. На кінцях таких волокон містяться синапси – утворення, що мають вплив на величину імпульсів. Ці утворення – функціональний вузол між двома нейронами. Окрім цього важливо вказати поняття нейротрансмітерів. Це певні хімічні речовини, які вивільнюються під час досягнення імпульсом синаптичного закінчення. Їх головною функцією є гальмування або ж навпаки – збудження можливості нейрона, що відповідає за приймання інформації, генерувати електричні імпульси. Результативність такої передачі сигналу може бути різною, тобто сигнали навчаються, зважаючи на активність процесів, учасниками яких вони стають. Такий процес залежності спрацьовує як пам'ять. Варто зауважити, що з плином часу поведінка нейронів може змінюватися, що залежить від синапсів.

Мозок людини вміщує від 101 до 1013 взаємозв'язків, приблизно [8]. Взаємодія між нейронами відбувається за допомогою короточасних серій імпульсів. Вони, зазвичай, тривають декілька мілісекунд, при чому саме обчислення потребує не більше ста послідовних стадій. Тобто, для такої операції як розпізнавання обличчя, наприклад, мозок людини так би мовити запускає програми, які складаються зі ста кроків і ці програми є паралельними. Звідси випливає, що кількість даних, яка пересилається від одного до іншого нейрона, має бути малою – приблизно кілька біт. Це означає, що головна інформація розподілена у зв'язках між нейронами, а не передається безпосередньо від одного до іншого.

1.1.2 Структура та властивості штучних нейронів.

Після виявлення структури та властивостей біологічного нейрона важливо зрозуміти, чим вона схожа та чим відрізняється від штучного. Для цього варто візуалізувати схему штучного нейрона, адже нейрон – це одна зі складових нейронної мережі (рис. 1.1.2).

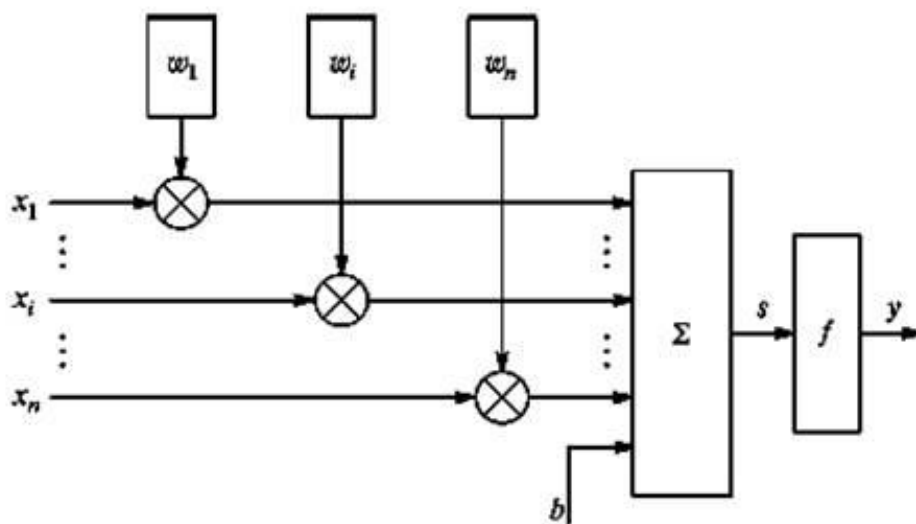


Рис. 1.1.2 Структура штучного нейрона [8]

На рисунку зображена структура штучного нейрона. Вона включає в себе елементи декількох типів: перший – синапси або ж помножувачі, другий – суматор та третій – нелінійний перетворювач. Функція синапсів була описана вище: за допомогою них відбувається зв'язок між нейронами, сигнал, що

входить вони множать на число, яке показує силу зв'язку – це є вага синапсу. Щодо суматора – він здійснює функцію додавання імпульсів, які надходять від нейронів та від зовнішніх сигналів, що входять. Нелінійний перетворювач, у свою чергу, виконує вихід суматора. Така функція має назву передавальної функції нейрона або ж функція активації.

Сам нейрон здійснює скалярну функцію векторного аргументу, яку можна виразити у наведеній математичній моделі:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b_i$$

$$y = f(S)$$

Формула математичної моделі нейрона 1.1.1 [8]

У зазначеній формулі S (sum) – результат підсумовування, n – це число входів нейрона, w_i (weight) – це вага синапсу, при чому $i = 1...n$, x_i – вхідний сигнал або ж компонент вхідного вектора, де $i = 1...n$, b (bias) – показує значення зміщення, при цьому $i = 1...n$; y – позначається вихідний сигнал нейрона, а f – це означення для нелінійного перетворення, тобто для функції активації. Звідси, на вхідний сигнал (s) нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом $f(s)$, який представляє вихід у нейрона. [8]. Елемент, що обчислюється вище можна назвати дещо спрощеною математичною схемою або ж краще сказати моделлю біологічних нейронів.

Варто також згадати саму історію виникнення математичної моделі штучного нейрона. Така модель, а також модель мережі, яка має у своєму складі ці штучні нейрони була висунута до розгляду У. Піттсом та У. Маккалоком у їхній статті ще у 1943 році [9]. Вони заявили, що з такими елементами у складі, мережа здатна виконувати різні логічні та числові операції. До 1958 року це була лише теорія, до того моменту, коли Ф. Розенблат практично застосував та використав мережу як комп'ютерну програму, а з часом як перцептрон – електронний пристрій. На початку свого розвитку нейрон здатен був оперувати лише бінарними сигналами, так як

ґрунтом для нього слугував біологічний прототип, що має можливість перебування або тільки у збудженому, або у стані гальмування. Згодом, задля розвитку штучних нейронних мереж було прийнято рішення про те, що потрібно розширити область застосування мереж. Дослідники удосконалили можливість праці нейрона до роботи з аналоговими, тобто безперервними сигналами. Цими науковцями стали М. Хофф та Б. Уїдроу – вони 1960 року висунули власну модель опції спрацьовування нейрона, де була використана логістична крива [10].

1.1.3 Властивості та класифікація штучних нейронних мереж

Нейронна мережа – це певна сукупність елементів подібних до нейронів, які поєднані одне з одним та зовнішнім середовищем за допомогою синапсів – зв'язків, які, у свою чергу, визначені ваговими коефіцієнтами. Наразі виділяють три типи, в залежності від функцій, що нейрони виконують у мережі [8]:

- Вхідні нейрони. На ці нейрони подається вектор, його функцією є кодування вхідного впливу або ж образу навколишнього, тобто зовнішнього середовища. зазвичай, для нейронів цього типу не є характерним проведення процедур обчислення. Передача даних із входу на вихід відбувається за допомогою зміни їхньої активації.

- Вихідні нейрони. Це ті нейрони, у яких вихідні значення представлені виходами мережі. Тобто, перетворення відбувається за виразами, що наведені у формулі 1.1.1.

- Проміжні нейрони. Ці нейрони – це основа нейронних мереж. Перетворення у цьому типі здійснюється за виразами, що наведені у формулі 1.1.1.

Якщо брати до уваги більшу частину нейронних моделей, то тип нейрона буде пов'язаний із місцем його положення у конкретній мережі. Наприклад, якщо у нейрона є лише зв'язки, що виходять, то це вхідний нейрон, відповідно, якщо тільки зв'язки, що входять – то вихідний. Але трапляються винятки в

тому разі, якщо вихід внутрішнього нейрона, топологічно, може бути розглянутий як елемент виходу мережі. Такий вид перетворення інформації мережею зазвичай обумовлений особливостями архітектури мережі: вибором конкретних підмножин нейронів, що призначені для виведення чи введення інформації, тим існує конкуренція між нейронами чи ні, способом навчання нейромережі, способом і напрямком управління й синхронізації даних та характеристикою нейроподібних елементів.

Також є три основні типи штучних нейронних мереж, якщо брати до уваги типологію [8] (рис. 1.1.3.):

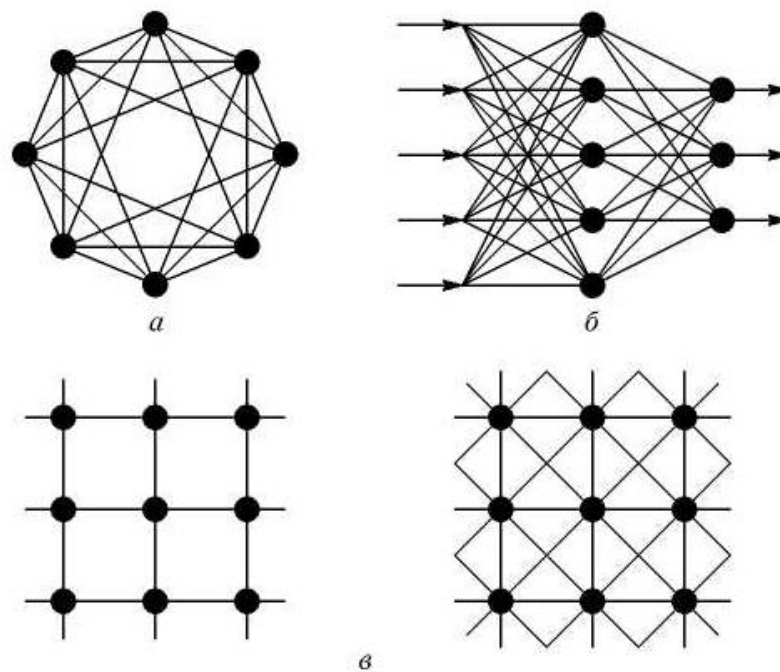


Рис. 1.1.3 Типи нейромереж [8]

На рисунку зображено:

- перший тип – це повнозв’язкові (рис. 1.1.3 (а));
- другий тип – шаруваті або ж їх ще називають багатошарові (рис. 1.1.3 (б));
- третій – мережі із локальними зв’язками, тобто слабкозв’язкові (рис. 1.1.3 (в)).

Якщо розглядати перший тип – його специфіка полягає у тому, що кожен з нейронів передає власний вихідний сингал до інших нейронів, враховуючи передачу цього сигналу собі. При цьому кожен сигнал, що виходить також подається усім нейронам. Щодо шаруватих мереж, зображених на рисунку 1.1.3(б), то назва говорить сама за себе – у мережі відбувається об'єднання нейронів у шари. Кількість нейронів в такому шарі може бути якою завгодно, це не залежить від числа нейронів у інших шарах, що містить у собі певну сукупність нейронів із вхідними сигналами. До входів нейронів вхідного шару, який зазвичай пронумеровують нульовим подаються зовнішні вхідні сигнали, щодо виходів мережі – це вихідні сигнали завершального шару. Для слабкозв'язкових штучних нейронних мереж характерна локалізація нейронів у вузлах гексагональної або ж прямокутної решітки, де кожен окремий нейрон пов'язаний зі своїми сусідами, що знаходяться найближче. Їх може бути чотири, шість або вісім, залежно від околиці.

Окрім цього існує поділ штучних нейронних мереж за типами структури нейронів. Перший тип структури – гомогенний. Такі мережі складаються з нейронів одного типу, тому їх ще називають однорідними та мають єдину функцію активації. Другий тип – гетерогенні мережі. Ці мережі характеризуються тим, що до їхнього складу входять нейрони, які мають неоднакові функції активації. Також є ще декілька основних класифікацій, що важливі для розуміння специфіки користування та побудови нейромереж. Однією з таких є поділ на аналогові та бінарні мережі. Останні послуговуються двійковими сигналами, при чому вихід кожного з нейронів має можливість приймати значення, при загальмованому стані, логічного нуля, а при збудженому – логічної одиниці. Варто згадати ще одну класифікацію, яка поділяє мережі на синхронні, де тільки один нейрон змінює стан в окрему миттєвість, та асинхронні, у яких уся група нейронів змінює свій стан. За кількістю шарів нейронні мережі також класифікуються. При цьому потрібно враховувати, що теоретично кількість шарів та нейронів у шарі мережі може

бути довільною, але фактично – обмеженість ресурсів та певних спеціалізованих мікросхем, які потрібні для реалізації нейромережі часто грає вирішальну роль. Так, чим складніше завдання потрібно виконати, тим складніша має бути штучна нейронна мережа, що, відповідно, пропорційно підвищує вимоги до технічного забезпечення.

1.1.4 Вибір структури нейронної мережі

Плануючи, яку саме структуру штучної нейронної мережі обрати, важливо визначити особливості завдання дослідника та досягнути рівень складності обраної тематики. Наразі, існують певні оптимальні конфігурації, які найчастіше застосовують до тих чи інших окремих типів завдань. У тому випадку, якщо у дослідника виникають труднощі зі зведенням задачі до конкретного наявного типу структури нейромережі, то потрібно вирішувати цю проблему шляхом створення нових конфігурацій.

У такому разі існують основні правила, яких варто дотримуватися та враховувати при синтезі конфігурацій, що до цього не використовувалися [8]:

- зі збільшенням кількості нейронів у мережі, а також зі збільшенням числа шарів і щільності зв'язків мережі – її можливості зростають;
- посиленню потужності штучної нейронної мережі може сприяти введення різних типів синапсів, а також складність алгоритмів функціонування нейромережі;
- під час збільшення можливостей мережі поруч із введенням зворотних зв'язків постає питання з приводу динамічної стійкості нейромережі.

Варто зауважити, що існує цілий напрям науки у сфері нейрокомп'ютерного аналізу, що досліджує питання достатності властивостей нейромереж задля вирішення проблем того чи іншого типу задач та проблем.

Достатньо складно надати загальні ґрунтовні рекомендації, адже проблематика синтезу нейромережі прямопропорційно залежить від задачі, яку розв'язує дослідник. Зазвичай найбільш вдалий варіант формується за

допомогою інтуїтивного підбору. Але є література, в якій наведені доказова база того, що для кожного алгоритму є відповідна штучна нейронна мережа, якій під силу реалізація цього алгоритму [8]. Так як більшість завдань розпізнавання зорових чи, наприклад, мовних образів та основні задачі щодо виконання прогнозування, управління, обробки сигналу, ідентифікації складних систем зводиться до конкретної математичної моделі постановки. Тобто, потрібно відтворити відображення $X \rightarrow Y$, при якому на будь-який можливий сигнал X , що є вхідним, має формуватися правильний Y , який є вихідним. При цьому реалізація буде відображатися як кінцевий набір пар: «вхід – відомий вихід».

Отже, прототипом для назви елементарного повторювача, штучного нейрону, у цих мережах слугує біологічний нейрон. Структура штучного нейрона включає в себе елементи декількох типів: перший – синапси або ж помножувачі, другий – суматор та третій – нелінійний перетворювач. Нейронна мережа є сукупністю елементів подібних до нейронів, які поєднані одне з одним та зовнішнім середовищем за допомогою синапсів – зв'язків, які, у свою чергу, визначені ваговими коефіцієнтами. Наразі виділяють три типи, в залежності від функцій, що нейрони виконують у мережі: вхідні, вихідні та проміжні. Окрім цього існує поділ штучних нейронних мереж за типами структури нейронів на – гомогенний тип або ж його ще називають однорідним та гетерогенний. Плануючи, яку саме структуру штучної нейронної мережі обрати, важливо визначити особливості завдання дослідника. Наразі, існують певні оптимальні конфігурації, які є найбільш уживаними, а в разі унікального типу задачі варто це вирішувати шляхом створення нових конфігурацій при дотриманні правил їх синтезу.

1.2 Ефективність дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу (на прикладі робіт російських та українських дослідників).

«Слово «конфлікт» походить від латинського *conflictus* — зіткнення. Поняття конфлікту сьогодні не належить якійсь одній певній галузі знань (науки) чи практики. Це соціальний феномен, який проникає в усі сфери людського соціуму, тому його й почали вивчати фахівці різних галузей науки» – пише професорка М.І. Пірен [11]. Тобто, конфлікт – це певна суперечність, якщо говорити мовою логіки. Якщо розглядати конфліктологію як галузь знань, то вона досліджує теорію і практику прогнозування, подолання та запобігання конфлікту. Це наука, що включає в себе вивчення як внутрішньо-, так і міжособистісних відносин, а також вивчення психогігієни соціально-політичних відносин.

Вперше предметом наукового пізнання були конфлікти між владою держави та суспільством або окремими соціальними групами. Згодом усе частіше вчені почали звертати увагу у своїх дослідженнях на класові, політичні конфлікти, пізніше на міжособистісні та міжгрупові [12]. Виникає гостра потреба в систематичному якісному аналізі всіх істотно значущих для суспільства конфліктних відносин. Суспільство потребує свідомого, цілеспрямованого та дієвого урегулювання конфліктів, що не можливе без якісного опрацювання та аналізу даних з цієї тематики, при цьому кількість інформації з часом постійно зростає. Окрім цього надзвичайно важливою є наявність спеціалістів з цієї тематики, що володіють знаннями щодо застосування кількісних методів, які використовуються у дослідженні конфліктів [13]. Одним з дієвих способів дослідження конфлікту, за умови постійного збільшення кількості даних, є використання нейромережевого аналізу.

1.2.1 Основні функції штучних нейронних мереж

Популярність штучних нейронних мереж зумовлена їх високою ефективністю, часто вищою за інші традиційні методи, які послуговуються лінійними статистичними моделями, на відміну від нейромереж, що за своєю основою нелінійні. Це дозволяє враховувати глибинніші зв'язки між вихідними даними та результатами, що отримує дослідник. Висліди великого числа експериментів показують, що адаптивні нейронні мережі протягом короткого проміжку часу завжди видають більш точний прогноз, у порівнянні із стандартними лінійними моделями [14]. Штучну нейронну мережу можна уявити як велику кількість нелінійно взаємопов'язаних нейронів та тих, що функціонують паралельно. При цьому їх можна змістовно тлумачити як індивідів, організації, угруповання, країни або ж неспостережувані безпосередньо соціальні фактори і т.ін, де абсолютно кожний з них має певний рівень для активації. Сам процес навчання штучних нейронних мереж можна порівняти з процесами адаптації та оптимізації, що існує у складних соціальних системах. Основними функціями мереж є опис, моделювання та прогнозування емпіричних даних. цими даними можуть бути як кількісні та якісні дані, так і змішані, де одна частина кількісні, а інша – якісні [15]. Для кращого розуміння функцій необхідно перелічити основні класи задач у соціологічному дослідженні, що вирішуються за допомогою нейромережевого аналізу:

- Передбачення або ж прогнозування.
- Апроксимація функцій.
- Оптимізація. Під час виконання цієї задачі відбувається знаходження такого рішення, яке буде задовольняти систему обмежень, при цьому максимізуючи або мінімізуючи основні функції.
- Кластеризація/ категоризація спостережень. Під час виконання цієї задачі, що має назву кластеризація або класифікація образу «без учителя», немає навчальної вибірки з мітками класів. Алгоритм кластеризації

вибудований таким чином, щоб розміщення схожих між собою спостережень відбувалося до одного й того ж кластеру.

- Класифікація спостережень. Задача полягає у тому, щоб правильно визначати приналежність вхідних даних до одного чи до декількох попередньо визначених класів. Це може бути рукописний символ чи мовленнєвий сигнал, наприклад, при чому дані представлені за допомогою вектора ознак.
- Управління. Всередині систем управління, де функціонує еталонна модель, метою управління стає розрахунок такого вхідного впливу, під час якого система рухається за бажаною траєкторією. При цьому така траєкторія диктується еталонною моделлю.

За допомогою описаних задач соціолог має можливість вимірювати різні соціальні явища, принципи, закони та закономірності структури, особливості функціонування різних соціальних явищ та розробляти рекомендації щодо управління різними соціальними системами та процесами. Також – прогнозувати результати виборів з високою точністю, проводити аналіз опитувань, аналізувати та візуалізувати дані моніторингу соціальної динаміки населення, виконувати розробку систем психологічного, а також професійного тестування, проводити визначення структури різних соціально-територіальних груп, досліджувати динаміку поведінки споживача. Окрім основних класів задач у соціологічному дослідженні, що вирішуються за допомогою нейромережевого аналізу та функцій цього аналізу, необхідно розуміти й особливості його застосування задля подальшого якісного аналізу можливостей використання у дослідженнях конфлікту.

1.2.2 Переваги та недоліки використання нейромережевого аналізу у соціології

Якщо говорити про сильні сторони використання штучних нейронних мереж, то перше, що спадає на думку – це їхня універсальність. Відповідно до теореми Fuzzy Approximation Theorem, скорочено FAT, яка була доведена у 1993 році науковцем на ім'я Б.Коско: будь-яка математична система може

бути апроксимована системою, що заснована на нечіткій логіці [3]. Варто зауважити, що цей аналіз відрізняється високим рівнем ефективності, що було вказано раніше у роботі. Ще однією з переваг є вирішення дослідницької задачі при тому, що закономірності невідомі. Це пояснюється тим, що особливістю нейромереж можна назвати спроможність до навчання, за допомогою якого вони мають таку змогу – вирішувати задачі за умови відсутності апріорного знання про масив з даними чи про залежності між вихідними і вхідними даними, що для традиційних статистичних методів є нездійсненним завданням. Окрім цього штучні нейронні мережі володіють високою стійкістю до шумів, які існують у вхідних даних. Тобто, ці мережі надають прогнози з дуже малою похибкою, навіть враховуючи велику кількість пропущених або ж неінформативних даних і не мають потреби у наявності нормального розподілу вхідних змінних. Адаптивність до змін у зовнішньому середовищі – наступна перевага обраного аналізу. Нейромережа має здатність до перенавчання, у залежності від зміни даних чи, наприклад, появи нової інформації. У зв'язку з цим, вона здатна до класифікації змінних, що ще не траплялися у сукупності наданих дослідником даних у навчальній вибірці. Також штучні нейронні мережі володіють потенційною швидкістю [16], яка виникає внаслідок застосування масової паралельної обробки даних.

Однак для нейронних мереж також характерні певні недоліки. Першим з них є вплив того, хто навчає мережу, можна сказати «ефект учителя». Це відбувається тому, що вихідний набір нечітких правил, які постулюються, сформований експертною думкою людини. Тому ці правила можуть бути неповними або суперечливими. Окрім цього параметри функцій, вхідні та вихідні змінні також обирає дослідник, що також достатньо сильно впливає на отримані в результаті дані. З іншого боку, неможливо уникнути цього ефекту не тільки у роботі з нейромережевим аналізом, а й взагалі з усією діяльністю, де присутній людський фактор. Також існує міф про легкість застосування нейромережевого аналізу, що часто постулюється як його перевага. В.

Паніотто щодо кількісних методів, наприклад, писав: «Для того щоб знайти спільну мову з математиком, соціолог насамперед повинен розуміти сенс, особливості та можливості статистичних методів» [17]. Він зауважував, що становище соціолога досить складне, адже суто математичні керівництва для нього не є доступними із-за відсутності достатнього рівня підготовки, а ті керівництва, що були написані для біологів або ж інженерів можна використати не у повному обсязі із-за специфічності соціологічного матеріалу. Така риторика перегукується і з застосуванням нейромереж. Насправді, якщо брати до уваги соціологічний контекст можливості реалізації цього аналізу, то інструментарій у вигляді окремих процедур у програмах для обробки масивів соціологічної інформації недосконалий. Найбільш популярним сьогодні є пакет SPSS. Починаючи з 15-ої версії програма дозволяє досліднику користуватися такою процедурою інтелектуального аналізу даних, як метод дерев класифікації, а з 17-ої побудовою моделей нейронних мереж за допомогою декількох алгоритмів: багат шарового перцептрона та радіальної базисної функції. Проте у користувача немає можливості реалізувати застосування карт Кохена, що дають змогу здійснювати кластеризацію за допомогою нейромереж. Інтерпретація даних, у свою чергу, ускладнюється тим, що соціологу потрібно знати основи теорії нейронних мереж, щоб розуміти значення різних вагових коефіцієнтів чи таблиці значущості вхідних сигналів. Варто зауважити, що штучні нейронні мережі працюють як «чорна скринька» [16], так як результат, що отримує дослідник не пояснюється і це призводить до того, що цінність цих результатів знижується. Щодо процесу навчання мережі, то він потребує достатньо багато часу, високої потужності пристрою, на якому відбувається застосування цього аналізу, та наявності здатності до швидкого проведення паралельних обчислень. Не зважаючи на вище згадані недоліки, деякі обмеження та труднощі пов'язані із реалізацією використання штучних нейронних мереж у соціологічних дослідженнях, не можливо ігнорувати їх результативність та істотне зменшення похибки. Для того, щоб переконатися у цьому та в можливості застосування цього аналізу в

контексті прогнозування, ведення та врегулювання конфліктів варто розглянути основні роботи, у яких був проведений аналіз за допомогою штучних нейронних мереж.

1.2.3 Розгляд можливостей застосування нейромережевого аналізу у конфлікті.

Першим напрямком у описі можливостей застосування нейромережевого аналізу у конфлікті буде той, що стосується політичного устрою. В існуючих наразі працях за вказаним напрямком переважає тематика дослідження електорату, наприклад, робота А. О. Давидова "Системний підхід у соціології: нові напрямки, теорії та методи аналізу соціальних систем" [4], у якій наведений приклад застосування нейромереж для виявлення факторної структури політичної системи і дослідження Г. М. Орлова та В. Г. Шумєтова, які розробляли модель електоральних переваг [6]. Конфліктологічна складова у таких дослідженнях у тому, що вони вивчають особливості протистояння однієї політичної сили з іншою та боротьбу між ними за прихильність суспільства. Як було вказано вище, саме таке протистояння стало одним з перших предметів наукового знання конфліктології. Часто у таких конфліктах постає питання щодо інформаційної війни, а саме, щодо того, як зрозуміти, що є правдою серед усієї поданої інформації. Це розуміння впливає на перебіг подій, створює ґрунт для погіршення або ж пом'якшення конфлікту. Предметом таких воєн є дані, що поширюються за допомогою ЗМІ, соціальних мереж і т.д.. Для того, щоб орієнтуватися у медіапросторі та не потрапити у «інфомедійну» бульбашку командою українських дослідників інтернет-видання Texty.org.ua було створено інструмент під назвою «Фейкогриз» (де фейк – неправдива інформація), що за словами головного редактора Р. Кульчинського має допомогти у вирішенні проблеми медіаграмотності суспільства. Для створення «Фейкогриза» було створено нейронну мережу. Її навчання було проведене на 7 тис. матеріалів, спочатку, а потім ще на 2 тис. новин. Мережа увесь час навчається і удосконалюється за допомогою

користувачів, що маркують маніпулятивну інформацію та професійних журналістів, при цьому точність прогнозу щодо правдивості інформації складає 95% [18].

Якщо детальніше говорити про можливості застосування нейромережевого аналізу у конфліктах, що стосуються тематики виборів – необхідно розглянути роботу В. В. Круглова та М. І. Длі у статті "Застосування апарату нейронних мереж для аналізу соціологічних даних". Вони окреслюють можливості аналізу за допомогою ШНМ для виявлення структури соціально-територіальної групи середнього масштабу в рамках дослідження електорату Смоленського регіону. Науковці показують, що прогноз, здійснений завдяки застосуванню нейронних мереж, має досить високу точність, так як похибка близько 4%. Результати цього дослідження співпадали з результатами виборів до федеральних і міських органів влади. Інші дослідники – Г. М. Орлов та В. Г. Шуметов займалися розробкою моделі електоральних переваг. Вони здійснили порівняння можливості різних методів багатовимірного статистичного аналізу з можливостями штучних нейромереж та виявили, що побудова прогностичних регіональних моделей за допомогою штучних нейронних мереж забезпечує ймовірність прогнозування електоральної поведінки з точністю 75%, зважаючи навіть на невеликий обсяг вибірки, що складає 1000 респондентів. Такий результат не можливий при використанні методів класичного статистичного аналізу, адже він стає здійсненим тільки за умови наявності вибірки, що містить значно більшу кількість респондентів. Це обумовлене необхідністю у порівнянні великого числа окремих груп. Окрім цих дослідників аналіз переваг виборців був здійснений Калягінім В.А. та Шитковою М.С. у роботі «Аналіз переваг виборців за допомогою мереж Кохонена, що самостійно навчаються» [19]. Карти Кохена – це окремий клас технологій нейромережевого аналізу.

Щодо дослідження міжгрупових та міжособистісних конфліктів яскравим прикладом є робота М. Г. Доррера «Інтуїтивне передбачення нейромережами

взаємостосунків у групі» [20]. Науковець ілюструє те, що за допомогою нейромережевого аналізу можна продукувати прогноз результатів соціометричного експерименту. При цьому, він загальнозначущий для усіх респондентів, що беруть участь у дослідженні, з рівним соціальним статусом і він стійкий до складу групи. Доррер укінці свого проєкту підсумовує, що нейромережа із високою точністю здатна передбачити взаємостосунки типу «людина – група» та «людина – людина». Інша дослідниця Г.В. Градосельська використовує технології застосування штучних нейронних мереж в аналізі соціальних мереж [3], які часто є майданчиком, де розгортаються міжособистісні чи міжгрупові конфлікти. У її праці «Мережеві вимірювання в соціології» вище згаданій технології присвячений окремий розділ книги. Дослідниця зазначає, що нейромережі є областю мережевого аналізу. Авторка пише про, що їхнє використання у соціології має вкрай потужний потенціал, не тільки евристичний, який розглядається та найбільше застосовується у розгляді когнітивних процесів. Градосельська вважає, що недостатньо уваги приділяється важливішим можливостям цих технологій, а саме виявленню якісно нового знання з масивів соціологічної інформації, які були отримані в результаті масових опитувань. Ще одним середовищем міжособистісних конфліктів може бути шлюб. Група науковців: Абриков В.С., Ніколаєва Я.Г., Макаров Д.Н., Сергєєв А.А, Карлович Є.В. у своїй роботі «Розробка моделей соціальних явищ за допомогою засобів «Data Mining» [21] дослідила тривалість шлюбу. Вони з'ясували, які чинники впливають на довговічність узаконених стосунків пари та вибудовували прогностичні моделі на основі зібраних даних. Дослідниця Т. В. Кузьміна показує можливості застосування нейромережевого аналізу у процесі моделювання динаміки безробіття [22]. Вона яскраво описує переваги цього аналізу в порівнянні із статистичними методами. На останок необхідно згадати ґрунтовну працю Л. А. Жукова та Н. В. Решетнікової «Прогнозування соціальної небезпеки неповнолітніх для центрів з соціальної реабілітації за допомогою нейронних мереж» [23]. У цій роботі дослідники показали, яким чином можна вирішити

завдання щодо зниження злочинності. Вони застосовували нейромережевий аналіз з метою прогнозування соціальної небезпеки неповнолітніх для центрів з соціальної реабілітації.

Отже, під час здійснення систематизації наявних досліджень, де були використані методи інтелектуального аналізу даних було виявлено, що цей аналіз використовується для задач прогнозування, апроксимації функцій, оптимізації, кластеризації, класифікації спостережень та управління. Перевагою є універсальність, вирішення дослідницької задачі при тому, що закономірності невідомі, висока стійкість до пропущених значень, адаптивність та можливість паралельної обробки даних. Мінусом є недосконалий соціологічний інструментарій, складність у застосуванні аналізу та в його змістовній інтерпретації, а також наявність "ефекту вчителя". Щодо ефективності дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу – перспективи його застосування включають в себе дослідження міжгрупових та міжособистісних конфліктів, конфліктів між владою та суспільством або окремими соціальними групами, а також політичних конфліктів.

1.3 Специфіка проведення нейромережевого аналізу за допомогою модуля Neural Networks у програмі SPSS.

Для роботи з нейромережевим аналізом соціологи використовують різне програмне забезпечення починаючи від побудови мережі за допомогою різних мов програмування до спеціалізованого забезпечення, що містить можливості суто для побудови прогнозних моделей, що послуговуються ШНМ. У пункті про переваги та недоліки використання цього аналізу було вказано, що недосконалість інструментарію є одним з мінусів, де причиною зазвичай є складність у його застосуванні, якщо, наприклад, взяти до уваги побудову нейромережі за допомогою мови програмування. З іншого боку, такий спосіб надає досліднику більше можливостей, але вимагає пропорційно більше часу на опрацювання та засвоєння науковцем основних принципів роботи у сфері програмування. Наразі найпопулярнішим серед соціологів є пакет SPSS [16], він є вдалим поєднанням достатньої легкості у застосуванні та наявних можливостей, які постійно удосконалюються та додаються розробниками. У модулі SPSS Neural Networks (Нейронні мережі) містяться нелінійні процедури моделювання. Такі процедури дають змогу досліднику виявити достатньо складні кореляції у даних. Same Neural Networks (Нейронні мережі) доповнюють традиційні статистичні методи, що містить SPSS Statistics Base.

Модуль SPSS Neural Networks має 2 різновиди штучних нейромереж:

- Багатошаровий перцептрон (Multilayer Perceptron)
- Радіальні базисні функції (Radial Basis Function)

Для того, щоб провести якісний аналіз даних за допомогою модуля SPSS Neural Networks необхідно означити основні правила постановки завдань та вихідних даних, важливо описати за якими принципами потрібно здійснювати вибір архітектури нейронної мережі, як підготувати дані. Окрім цього варто окреслити можливості перенавчання нейронної мережі і у якому випадку цю процедуру потрібно здійснювати, як взагалі потрібно керувати навчанням

мережі та налаштовувати вивід, збереження та експорт отриманих результатів. Одним із найважливіших питань є питання інтерпретації отриманих результатів під час проведення аналізу за допомогою нейронних мереж. Ці та інші питання будуть надалі розглянуті у роботі.

1.3.1 Орієнтири для вибору архітектури нейронної мережі у SPSS

Під час практичного застосування штучних нейронних мереж перед дослідником постає важливе питання з приводу того, яку архітектуру нейромережі варто обрати для вирішення поставленої задачі. Для вирішення цього питання потрібно визначити такі основні параметри: число нейронів у кожному з шарів, кількість цих шарів та функції активації, що будуть використовуватися.

Щодо кількості нейронів у вхідному шарові – вона визначена кількістю і видом незалежних змінних, які містить у собі дослідницька модель. Якщо брати до уваги категоріальні змінні, то найбільш доцільним буде використання одного вхідного нейрона на кожен категорію. Потрібно зауважити, що для кожного випадку активується лише один нейрон. У SPSS такий вид кодування категоріальних змінних має назву «один-з-С». Але дослідник при використанні такого кодування має врахувати, що для змінних, що містять велике число категорій цей вид кодування може призвести до значного збільшення розмірів штучної нейромережі, можна сказати навіть надмірного. Задля вирішення цієї проблеми можна вдаватися до об'єднання схожих між собою категорій.

Окрім параметрів розміру нейронної мережі також потрібно задавати функцію активації нейронів як прихованого, так і вихідного шару. Частіш за все у теорії, де описані нейронні мережі та їх застосування розглядається використання функції активації сигмоїда. Але є й альтернативний погляд, який можна спостерігати у праці [24], де обґрунтовуються переваги гіперболічного тангенсу, який є деколи більш вдалим вибором для практичного застосування.

1.3.2 Підготовка даних для їх подальшого опрацювання

Після процесу визначення архітектури нейромережі, наступним кроком є підготовка даних для подальшого їх опрацювання. Як було вказано вище – категоріальні змінні мають бути закодовані згідно зі схемою «один-з-С». Щодо кількісних змінних, то потрібно брати до уваги область визначення та значення функцій активації. Необхідно врахувати при підготовці цих змінних область значення сигмоїди та гіперболічного тангенса, яка для першої є інтервалом (0; 1) та (-1; 1), відповідно, для другої. Під час використання цих функцій у вихідному шарі штучна нейронна мережа не матиме змоги видавати будь-який інший результат, який існує за межами вказаних інтервалів. Звідси, можна зробити висновок, що дані необхідно відображати у відповідному діапазоні. Варто зауважити, що значення, близькі до граничних, досягаються тільки за умови достатньо великих значень суматора нейронів по модулю. Тобто, найбільш доцільним можна вважати використання не повністю усього діапазону, а формування його таким чином, щоб залишався «запас» від крайніх точок доступного діапазону.

Для того, щоб відобразити змінні у інтервалі від 0 до 1 в SPSS зазвичай використовується режим під назвою «нормалізація». Значенню x , при цьому, у відповідність ставиться значення:

$$[x - (min - \varepsilon)] / [(max + \varepsilon) - (min - \varepsilon)]$$

Формула 1.3.1 [24]

Де min буде мінімальним значенням за всіма випадками, а max – це, відповідно, максимальне значення, ε – це значення, яке дослідник задає параметру «поправка». Останнє використовується задля того, щоб зменшити область значень змінних у підсумку. Якщо дослідник використовує гіперболічний тангенс, то застосовується режим «нормалізації та коригування». Він здійснює перетворення відповідно до закону:

$$2 \frac{[x - (\min - \varepsilon)]}{[(\max + \varepsilon) - (\min - \varepsilon)]} - 1$$

Формула 1.3.2 [24]

При використанні гіперболічного тангенсу потрібно зауважити, що під час вибору значення для «проправки» необхідно враховувати важливість відступу від крайніх значень допустимого діапазону функції активації і те, що обчислення \max та \min відбувається за наявними значеннями у вибірці. Область визначення гіперболічного тангенсу та сигмоїд є уся числова вісь.

Окрім цього варто піддавати таким перетворенням кількісні незалежні змінні, чийі значення подаються на вхід нейронної мережі. Це обґрунтовується тим, що сигмоїд та гіперболічний тангенс можуть бути близькими до нуля при великих по модулю вхідних значеннях. Такий процес впливає на швидкість навчання штучної нейронної мережі у бік значного сповільнення [24, 25]. Найкращим варіантом є те, коли середнє вхідне значення за масивом даних дорівнювало 0, адже похідна функцій активації буде максимальною саме в нулі. Неоднаковий діапазон зміни вхідних може спонукати ускладнення поверхні функцій помилки. Виконуючи підготовку незалежних змінних окрім «нормалізації і коригування» та «нормалізації» необхідно застосовувати «стандартизацію»: $(x - \text{mean})/s$, де mean представлене як вибіркове середнє значення, а s – як вибіркове стандартне відхилення.

1.3.3 Проблематика та способи перенавчання мережі

Штучні нейронні мережі мають змогу моделювати досить складні нелінійні функції, у зв'язку з цим потрібно правильно оцінювати очікувану точність моделі. Нейромережа описує з високою точністю використані для її навчання випадки, так як вона володіє великою гнучкістю, але вона може спричинити помилку на нових даних. Цей стан називається «перенавчання».

Найпростіший спосіб для оцінки рівня якості моделі, що була отримана у процесі дослідження – це її перевірка на тих даних, які не використовувалися

до цього для навчання мережі. Для того, щоб виконати таку перевірку перед навчанням нейромережі вихідний набір спостережень потрібно поділити на декілька частин. При цьому одну з частин дослідник використовує для навчання, а іншу, власне, для перевірки рівня точності моделі. Якщо алгоритм навчання враховує оптимізацію якихось параметрів, у такому разі прийнято виділяти ще одну додаткову частину – це контрольна вибірка.

На цьому етапі виникає питання, яким чином потрібно провести поділ вибірки. Він має бути проведений так, щоб розподіл даних у цих вибірках був приблизно однаковий. Для швидкої та нескладної реалізації поділу можна скористатися режимом випадкового поділу вибірок, який пропонує SPSS. Дослідник при цьому має лише окреслити відносні розміри вибірок. У тому разі, якщо користувачеві програми потрібно провести точніше керування поділом вибірок, можна застосувати режим, при якому здійснюється поділ на основі значення обраної змінної. Це значення дослідник попередньо може вирахувати. Поділ вибірки дає змогу зробити оцінку того, у якому стані нейромережа знаходиться після навчання. Зрозуміти, що мережа не є, так би мовити, навченою до кінця можна перевіривши навчальну та вибірку перевірки. Про «недонавченість» мережі буде свідчити велика помилка на вище згаданих вибірках. Це говорить про те, що нейромережа не змогла визначити суттєві залежності, які є в даних. Також може бути варіант, коли помилка навчальної вибірки невисока, а на вибірці перевірки значно більша, це означає, що мережа здійснила «перенавчання». Гарно навчена модель видає прийнятні значення помилки обох видів вибірок. Перенавчання чи недонавчання може свідчити про невідповідність у мережі, яка зазвичай пов'язана з несумісністю складності нейромережі з характером залежностей в даних.

Якщо мережа недостатньо складна для того, щоб відтворювати залежності це вказує на її недонавченість. Щоб вирішити цю проблему варто збільшити кількість прихованих нейронів. Ще одним способом є додавання

нового прихованого шару. У тому разі, якщо мережа будує закладну модель, то це свідчить про перенавчання. Задля вирішення цієї особливості необхідно виконати протилежні дії, а саме, зменшити число прихованих шарів мережі або ж нейронів в цих шарах. Найбільш дієвий спосіб з проблемою перенавчання – це збільшення числа випадків, що були використані дослідником для побудови моделі.

1.3.4 Процедура застосування Багатошарового перцептрона (Multilayer Perceptron) у SPSS

У SPSS побудова моделі нейронної мережі реалізується за допомогою декількох процедур: Багатошарового перцептрона, що в англійському інтерфейсі як Multilayer Perceptron, та Радіальної базисної функції – Radial Basis Function (рис. 1.3.1). Щодо специфіки побудови моделі нейромережевого аналізу за допомогою SPSS, то це відбувається або в автоматичному режимі, або в режимі, який налаштовує сам дослідник. Перед тим, як відбудеться запуск процедур необхідно підготувати файл, що включає в себе дані для навчання мережі та ті, для яких потрібно буде збудувати прогноз, для яких не потрібно вказувати значення залежних змінних. У разі необхідності у файл може бути включена змінна поділу вибірки. При цьому, її значення формуватимуться так: випадки, що мають позитивне значення змінної поділу йдуть до навчальної вибірки, спостереження з від’ємним значенням до вибірки перевірки, з нульовим – до контрольної вибірки. Після завершення побудови мережі програма виводить розгорнутий звіт у додаткове вікно, де наведені висновки результатів. У цьому вікні наведені дані, які користувач інтерпретує та має змогу оцінити якість отриманої моделі.

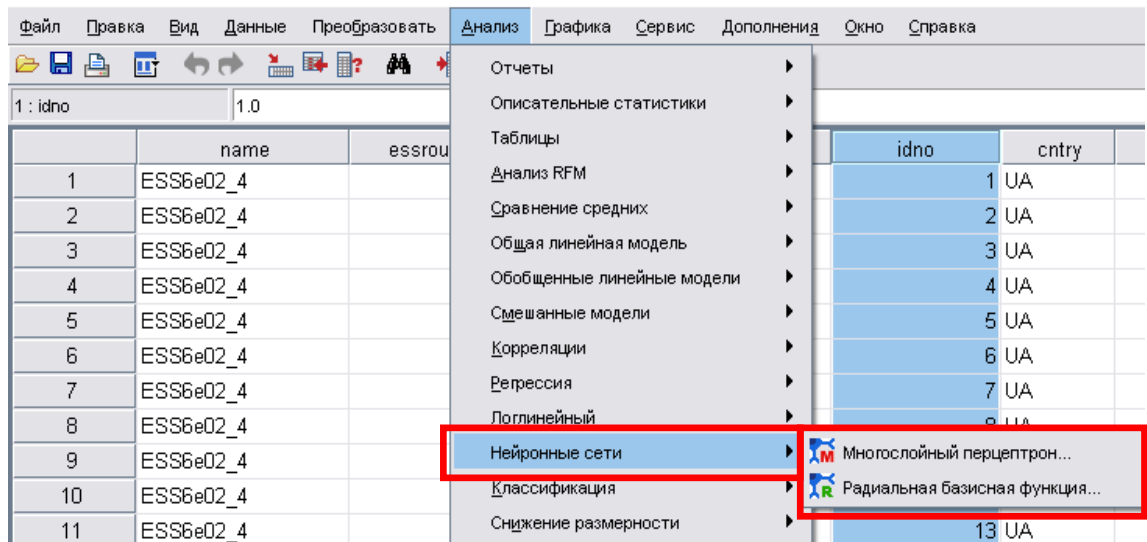


Рис.1.3.1 Процедуры реализации нейромережевого анализа в SPSS

Під час запуску Багатошарового перцептрона випадає діалогове вікно, що містить декілька вкладок (Змінні, Поділ, Архітектура, Навчання, Вивід, Збереження, Експорт, Параметри), де дослідник вказує параметри для побудови нейромережевої моделі. Тепер більш детально про кожен з вкладок та яким чином вона впливає на мережу і здійснює аналіз даних. Вкладка змінні (Рис. 1.3.2) містить список, де в поле Залежних змінних потрібно перенести одну чи декілька залежних змінних виокремлених дослідником, для внесення незалежних змінних є різні поля.

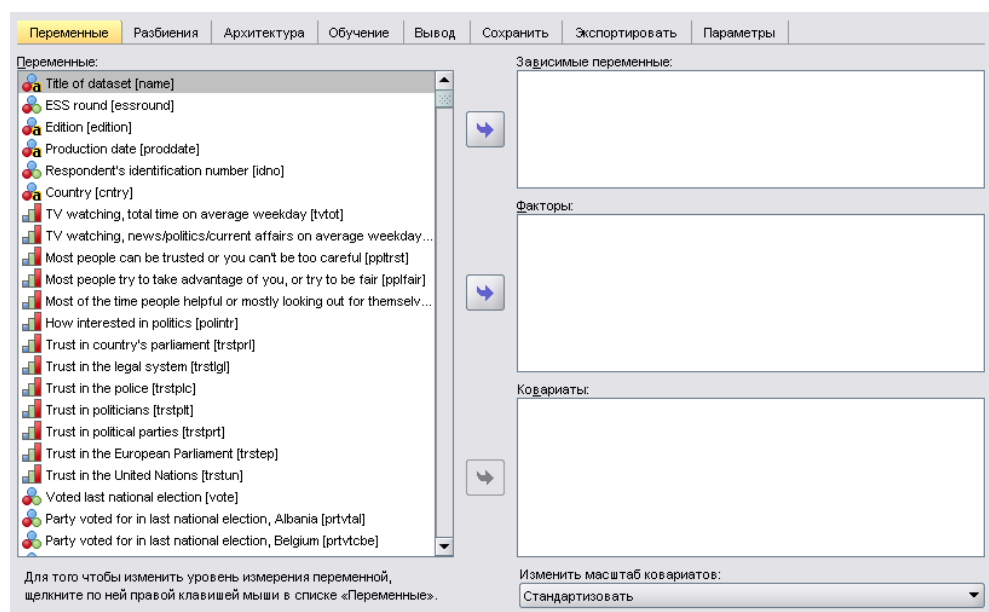


Рис. 1.3.2 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS

До Факторів потрібно перенести наявні категоріальні незалежні змінні, до Коваріатів – ті незалежні змінні, які є кількісними. Окрім цього є можливість зміни масштабу коваріатів, де у випадяючому списку дослідник обрає спосіб перетворення кількісних незалежних змінних.

Наступною вкладкою є Поділ (рос. Разбиения), яка зображена на рисунку 1.3.3. Завдяки цьому вікну користувач здійснює керування розподілом вибірки. Обов’язковою є наявність лише навчальної вибірки, але існують рекомендації, у яких вказується необхідність використання трьох вибірок [26].

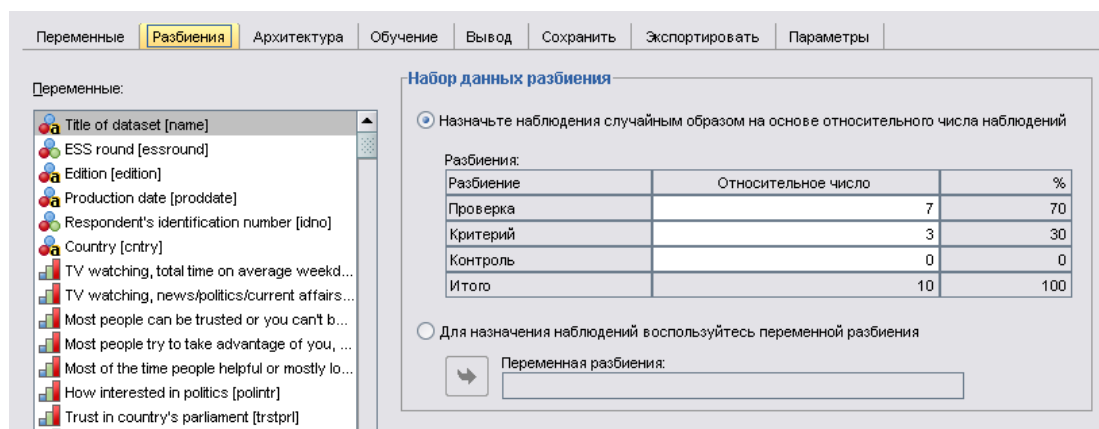


Рис. 1.3.3 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Поділ

Така думка обґрунтовується тим, що «неможливо забезпечити правильну роботу алгоритмів налаштування навчання мережі та оцінити якість отриманої моделі» за умови використання лише однієї вибірки. Щодо відсоткового поділу, класичним є 20% на контрольну та вибірку перевірки, а більшість – 60% на навчальну вибірку.

У наступній вкладці Архітектура можна, відповідно, здійснити вибір архітектури штучної нейронної мережі (Рис. 1.3.4). Визначається архітектура користувачем або ж це відбувається автоматично. З приводу останнього – дослідник у цьому разі задає тільки межі допустимої кількості нейронів у

Переменные | Разбиения | **Архитектура** | Обучение | Вывод | Сохранить | Экспортировать | Параметры

☐ Автоматический выбор архитектуры
Минимальное количество нейронов в скрытом слое:
Максимальное количество нейронов в скрытом слое:

☒ Настраиваемая архитектура

Скрытые слои

Количество скрытых слоев

☒ Один
☐ Два

Функция активации

☒ Гиперболический тангенс
☐ Сигмоид

Количество нейронов

☒ Рассчитать автоматически
☐ Задать:
Скрытый слой 1:
Скрытый слой 2:

Выходной слой

Функция активации

☐ Тождество
☒ Softmax
☐ Гиперболический тангенс
☐ Сигмоид

Изменение масштаба зависимых переменных

☒ Стандартизованные
☐ Нормализовано
Поправка:
☐ Скорректировано и нормализовано
Поправка:
☐ Нет

Выбранная для выходного слоя функция активации определяет доступные методы изменения масштаба.

Рис. 1.3.4 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка
Архітектура

прихованому шарі. Більшою варіативністю відрізняється «ручний режим» налаштувань: дослідник може задавати число прихованих шарів мережі, число нейронів у прихованому шарі та функції активації для цього шару і для вихідного. Під час цього користувач має можливість залишати автоматичне визначення кількості нейронів для програми.

Наступною вкладкою діалогового вікна Багатошарового перцептрона є Навчання (Рис. 1.3.5). Дослідник має можливість обрати режим один з трьох наведених у програмі режимів навчання мережі. Перший – пакетний, другий – інтерактивний та останній мініпакетний. Повний пакетний режим використовує увесь набір навчальних даних для того, щоб обчислити градієнт функції помилки. Це впливає на швидкість навчання і тому такий метод обрахування градієнта є найповільнішим, але він має можливість забезпечувати більшу швидкість оптимізації. Інший режим – мініпакетний, у ньому калькулювання градієнта, який впливає на швидкість оптимізації, відбувається на різних фрагментах навчальної вибірки по черзі. Такий режим

науковці радять використовувати для масивних наборів даних, які містять багато випадків, близьких одне до одного.

Перемешивание Разбиения Архитектура **Обучение** Вывод Сохранить Экспорт

Тип обучения

☒ Пакетное

☐ Интерактивное

☐ Мини-пакетное

Количество записей в каждом мини-пакете

☒ Рассчитать автоматически

☐ Задать:

Количество записей:

Алгоритм оптимизации

☐ Метод масштабируемых сопряженных градиентов

☒ Метод градиентного спуска

Параметры обучения:

Параметр	Значение
Начальная скорость обучения	0.4
Момент	0.9
Центр интервала	0
Смещение интервала	±0.5

Рис.1.3.5 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Навчання

За таких умов цей режим обчислює градієнт за відчутно менший час, ніж повнопакетний режим та обчислює градієнт з невеликою помилкою. Під час використання цього режиму алгоритм поширення помилки, що є зворотним, стає стохастичним градієнтним спуском. Щодо інтерактивного режиму, то відбувається обчислення градієнту для кожного випадку навчальної вибірки. Цей режим повільніше працює за вище згадані та під час його запуску ускладнюється забезпечення збіжності алгоритму, що відповідає за навчання. Тобто, найбільш релевантним та доцільним у практиці можна вважати використання мініпакетного або ж пакетного режиму навчання нейронної мережі у програмі SPSS. Але варто враховувати, що аналіз за допомогою сполучених градієнтів допоміг створити модель, що забезпечила дещо меншу

помилку у прогнозуванні. З іншого боку, цей випадок може говорити про властивості тільки конкретного набору даних. Окрім цих режимів на вкладці Навчання користувач має змогу обрати алгоритм навчання та параметри, а для методу градієнтного спуску ще є у доступі налаштування моменту інерції та швидкості навчання мережі.

Задля подальшої роботи з Багатошаровим перцептроном потрібно розглянути принцип налаштування виводу результатів прогнозування мережі. Такий крок здійснюється за допомогою вкладки Вивід (рос. - Вывод), що зображена на рисунку 1.3.6.

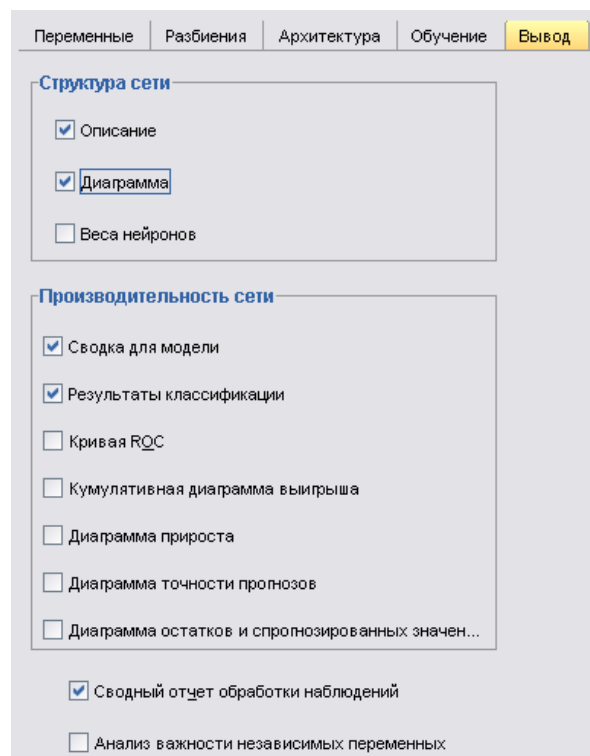


Рис. 1.3.6 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Вивід

Дослідник обирає, яка інформація потрібна йому для подальшої роботи: лише опис побудованої нейромережі або ж більш повний звіт з урахуванням якості роботи моделі та інших статистичних характеристик. В описування штучної нейронної мережі входить опис архітектури, до якого входить кількість нейронів, шарів, функції активації для кожного шару, вхідні та вихідні змінні,

що були використані у роботі. У звіті щодо якості моделі можуть бути такі основні показники для валідації моделей, які містять результати класифікації, графік ROC-кривої, що будується для усіх категоріальних залежних змінних. Результати класифікації, у свою чергу, включають кількість коректно та некоректно класифікованих прикладів, що описані як для кожного класу, так і для моделі в цілому.

Експорт отриманих результатів та їх збереження здійснюється за допомогою вкладок Зберегти (рис. 1.3.7) та Експортувати (рис. 1.3.8).

Переменные | Разбиения | Архитектура | Обучение | Вывод | **Сохранить** | Экспортировать | Параметры

☐ Сохранить предсказанное значение или категорию для каждой зависимой переменной

☐ Сохранить предсказанную псевдовероятность для каждой зависимой переменной

Переменные:

Зависимая переменная	Предсказанное значение или категория		Предсказанная псевдовероятность	
	Имя сохраняемой переменной	Корневое имя сохраняемых переменных	Категории для сохранения	

Имена сохраненных переменных

☒ Автоматически создавать уникальные имена
Выберите этот вариант, если при каждом запуске модели необходимо добавлять в набор данных новую группу сохраняемых переменных.

☐ Настраиваемые имена
Укажите имена переменных. При выборе этого параметра все существующие переменные с одинаковым именем или корневым именем заменяются каждый раз при запуске модели.

Рис. 1.3.7 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка
Зберегти

Переменные | Разбиения | Архитектура | Обучение | Вывод | Сохранить | **Экспортировать**

☐ Экспортировать оценки весов нейронов в XML-файл

Имена переменных и файлов:

Зависимая переменная	Имя файла

Рис. 1.3.8 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка
Експортувати

Те значення, що було передбачене для кількісних змінних чи категорія для якісних будуть збережені у файлі з вихідними даними та окремими змінними. Також є можливість збереження виокремлених нейромережею псевдоймовірності усіх категорій для, відповідно, категоріальних змінних. Окрім цього користувач може зберегти ваги мережі за допомогою вкладки експорту. Для виконання цієї операції запису ваг необхідно обрати функцію Експортувати оцінку ваг нейронів у XML-файл. У полі під назвою «Імена змінних і файлів» мають бути введені імена файлів, куди будуть записані ваги, що проводиться для кожної вихідної змінної.

Для того, щоб налаштувати спосіб обробки пропущених значень потрібно обрати вкладку Параметри (рис. 1.3.9)

The screenshot shows the 'Parameters' tab of the SPSS Neural Networks dialog. The settings are as follows:

- Пользовательские пропущенные значения:**
 - Укажите способ обработки пользовательских пропущенных значений для факторов и категориальных зависимых переменных.
 - ☒ Исключать
 - ☐ Включать
 - Наблюдения с пользовательскими пропущенными значениями ковариатов или количественных зависимых переменных всегда исключаются.
- Правила остановки:**
 - Правила остановки проверяются в указанном ниже порядке.
 - Максимальное количество шагов без уменьшения погрешности:
 - Данные, используемые для вычисления погрешности предсказания:**
 - ☒ Выбрать автоматически
 - ☐ Обучающие и проверочные данные
 - ☒ Максимальное время обучения: Минуты:
 - Максимальное количество периодов:**
 - ☒ Рассчитать автоматически
 - ☐ Указать настраиваемое значение: Максимальное количество эпох:
 - Минимальное относительное изменение погрешности обучения:
 - Минимальное относительное изменение относительной погрешности обучения:
 - Максимальное количество наблюдений, хранящихся в памяти:

Рис. 1.3.9 Діалогове вікно Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Параметри

Функції цієї вкладки дозволяють досліднику задавати максимальне число випадків, які зберігаються у пам'яті, також визначається максимально можливий розмір пакета для мініпакетного режиму навчання нейронної

мережі. У полі правил зупинки користувач означає критерії для зупинки алгоритму навчання. Найчастіше дослідники послуговуються такими критеріями для зупинки алгоритму [26]:

1. Максимально можливе число кроків без зменшення помилки. При такому критерієві алгоритм зупиняється, якщо за час навчання мережі протягом того числа кроків, що задав дослідник не відбувається зменшення значення помилки.
2. Максимально можливий час навчання мережі. За таким критерієм алгоритм буде зупинений, якщо навчання тривати довше, ніж заданий час.
3. Максимально можливе число періодів навчання. У тому разі, якщо задана кількість проходів з набору даних для навчання мережі буде перевищена, – алгоритм зупиняється.
4. Мінімальна відносна зміна у похибці навчання мережі. При такому критерієві, алгоритм буде зупинений, якщо під час останнього кроку зменшення помилки навчання буде незначним, то воно буде оцінюватися за формулою:

$$\frac{|E_k - E_{k-1}|}{\frac{1}{2}(E_k + E_{k-1} + \delta)} < \varepsilon_1$$

Формула 1.3.2 [26]

При цьому E_k – це помилка тому кроці, на якому знаходиться мережа, відповідно, E_{k-1} – це помилка на попередньому кроці, $\delta = 10^{-10}$, а ε – це те значення, що дослідник задає власноруч.

5. Мінімальна відносна зміна відносної похибки навчання. За цим критерієм алгоритм буде зупинений, якщо:

$$\left| \frac{E_k}{\bar{E} + \delta} \right| < \varepsilon_1$$

Формула 1.3.3 [26]

Де \bar{E} - це помилка, що буде можливою за умови того, що моделлю виходитиме середнє значення вихідних змінних у «навчаючому» сигналі.

Критерії використовуються згідно з наведеним вище порядком. Під час використання контрольної вибірки, якщо відбувається зупинка за першим критерієм, це значить, що продовження навчання могло трансформуватися у перенавчання. Це відбувається із-за того, що кожен подальший крок алгоритму стає причиною збільшення помилки контрольної вибірки і тому зупинка за цим критерієм є оптимальним варіантом. Зупинка, що відбувається за наступними двома критеріями є показником того, що відповідне значення не було досягнуте за відведений дослідником час, при чому помилка продовжувала знижуватися достатньо швидко задля того, аби не викликати спрацювання четвертого та п'ятого критеріїв. Зупинка за останніми значить, що навчання нейромережевої моделі проходило дуже повільно, а оптимального значення не вдалося досягнути. Важливо зауважити, що якщо зупинка мережі відбувалась за критеріями з 2 по 5 при тому, що була контрольна вибірка – варто очікувати, що мережа буде недонавченою.

1.3.5 Процедура застосування Радіальної базисної функції (Radial Basis Function)

Під час запуску Радіальної базисної функції випадає діалогове вікно, що містить декілька вкладок (Змінні, Поділ, Архітектура, Вивід, Збереження, Експорт, Параметри), де дослідник вказує параметри для побудови нейромережевої моделі (рис. 1.3.10). Ця процедура слугує для створення прогностичної моделі однієї чи декількох залежних змінних, що будується за допомогою значень змінних-предикторів. Залежними змінними можуть бути як номінальна, так і порядкова, й кількісна. Предикторами можуть бути категоріальні змінні або ж коваріати – кількісні змінні. Щодо кодування категоріальних змінних, то воно відбувається за допомогою кодування «один-з-С», про яке було згадано вище. За цією схемою кодування навчання моделі

може уповільнюватися, адже відбувається збільшення числа синаптичних ваг. Та інші схеми часто призводять до гіршої якості нейронних мереж.

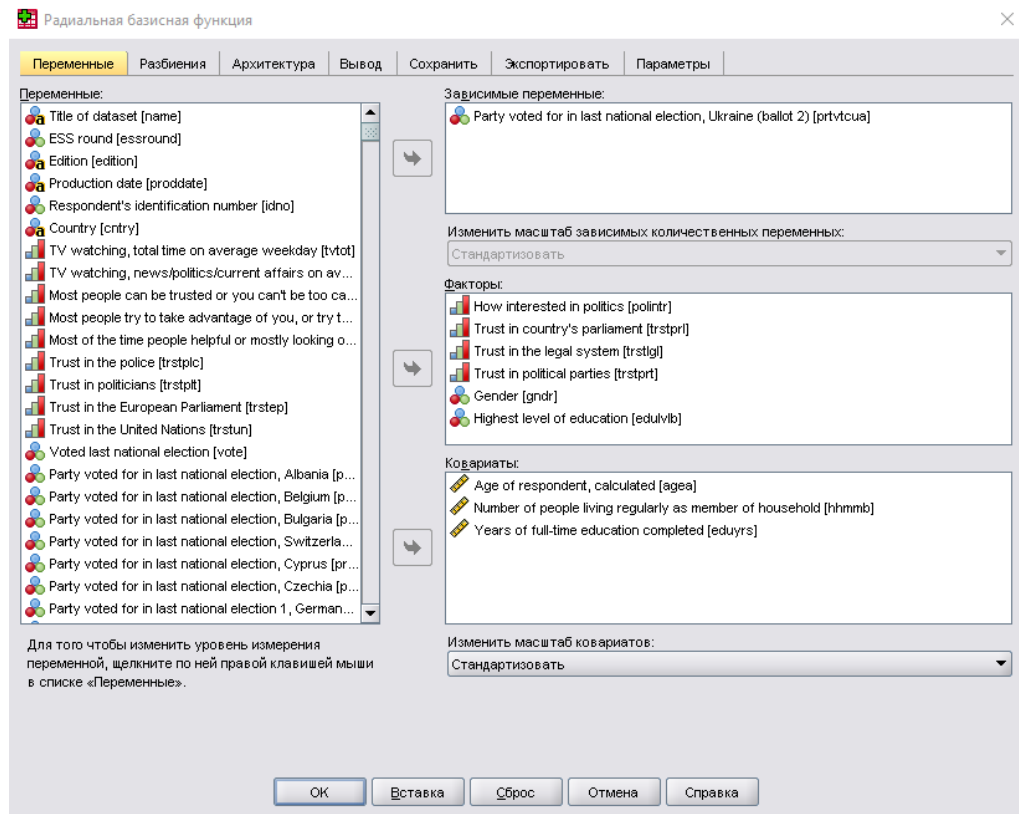


Рис. 1.3.10 Діалогове вікно Радіальної базисної функції у SPSS

Зміна масштабу відбувається автоматично, при чому кількісні змінні та коваріати масштабуються таким чином, щоб відбувалося якісне покращення навчання мережі. Ця зміна відбувається на основі навчальних даних. але вкладка Змінні надає можливість досліднику обирати спосіб масштабування коваріатів, а саме:

- Стандартизувати. Під час цього режиму буде відніматися середнє значення, а результат буде розділений на середнє квадратичне відхилення.
- Нормалізувати. Віднімається мінімум, а результат ділиться на розмір діапазону. Ці нормалізовані значення будуть відображені у проміжку від 0 до 1.

- Скоригувати та нормалізувати. Скориговані та нормалізовані значення будуть лежати у проміжку від -1 до 1. Цей режим буде відбуватися за такою формулою $[2 \times (x - \min) / (\max - \min)] - 1$ [26].
- Ні. При такому виборі користувача – масштабування не відбуватиметься.

Також результати аналізу залежать від порядку даних тому, що під час проведення процедури Радіальної базисної функції відбувається використання двокрокового кластерного алгоритму. Для мінімізації ефекту порядку спостережень необхідно їх розташувати у випадковому порядку.

Наступною вкладкою є Поділ (рис. 1.3.11). За допомогою цієї вкладки є можливість задати метод розбити активний набір даних на навчальну, контрольну та вибірку перевірки. Така ж функція, але для Багатошарового перцептрона була описана вище.

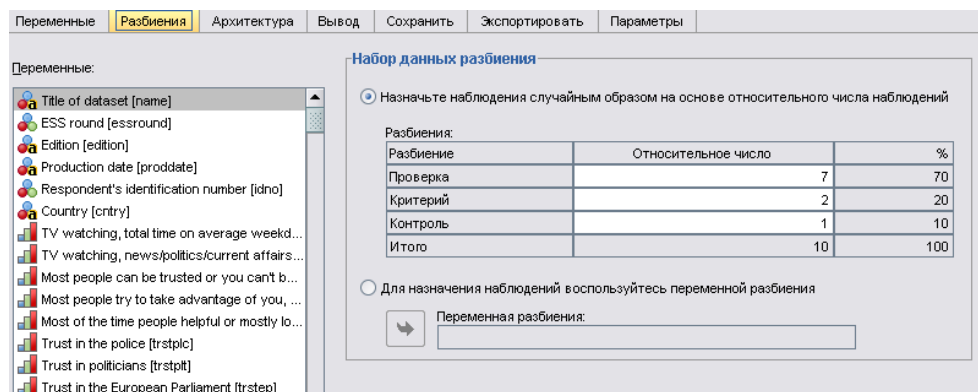


Рис. 1.3.11. Діалогове вікно Радіальної базисної функції у SPSS, вкладка Поділ (рос. Разбиение) [26]

Наступним кроком є вибір структури штучної нейронної мережі. це можна здійснити завдяки вкладці Архітектура (рис. 1.3.12). Процедура будує мережу з одним прихованим шаром і зазвичай у користувача не виникає необхідності у зміні цих параметрів. А для того, щоб розрахувати число нейронів прихованого шару існує декілька способів їх вибору. Перший спосіб – знайти оптимальну кількість нейронів у діапазоні, що був автоматично розрахований.

Тобто, процедура автоматично вираховує мінімальне та максимальне значення діапазону i , таким чином знаходить шукане число. За умови, що визначена вибірка перевірки, процедура застосовує критерій даних для перевірки: оптимальна кількість прихованих нейронів призводить до найменшої похибки в даних для перевірки. Якщо вибірка перевірки не є визначеною, то відбувається застосування інформаційного критерію Баєса (англ. – Bayesian information criterion, BIC), де оптимальне число прихованих нейронів призводить до найменшого значення BIC для даних навчання.

Рис. 1.3.12 Діалогове вікно Радіальної базисної функції у SPSS, вкладка Архітектура

Другим способом є визначення оптимального числа нейронів у заданому діапазоні. Дослідник має можливість задати власний діапазон, а процедура, у свою чергу, знаходить найкращий із модливих варіантів числа прихованих нейронів. Це число також визначається за критерієм даних перевірки або BIC. Третій спосіб – це використання вказаного числа нейронів. Тобто, користувач має змогу перевизначити діапазон, що використовується, і вказати конкретне число нейронів. Щодо функції активації для прихованого шару.

Нормалізована радіальна базисна функція є тією, що поєднує шар об'єктів з наступним шаром значень цих об'єктів. Адже для вихідного шару функція активації – це функція тотожності і тому об'єкти на виході є зваженими сумами прихованих об'єктів. Окрім цієї користувачеві пропонується нормалізована радіальна базисна функція, що застосовує функцію активації софтмакс. Наступним полем для вибору є перекриття прихованих нейронів. У дослідника є можливість використати автоматичне розрахування допустимої величини перекриття або самому вказати коефіцієнт перекриття. Цей коефіцієнт – це множник, який застосовується до ширини радіальної базисної функції. Автоматичне вичислення значення коефіцієнта перекриття дорівнює $1 + 0,1d$, при цьому d – це кількість вхідних нейронів (сума числа категорій за всіма чинниками і кількості коваріат).

Наступна вкладка – це Вивід (рис. 1.3.13). Можливості цієї вкладки повністю збігаються з можливостями такої ж, але Багатошарового перцептрона, які були описані вище у роботі. Окрім цієї, вкладки Збереження та Експорту мають ідентичні функції з наведеними на прикладі Багатошарового перцептрона.

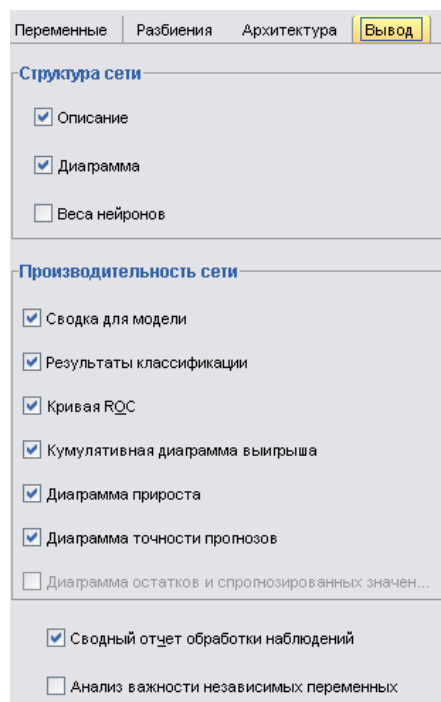


Рис. 1.3.13 Діалогове вікно Радіальної базисної функції у SPSS, вкладка Вивід

Тому логічним завершенням цього пункту є розгляд вкладки Параметри (рис. 1.3.14). Ця вкладка надає користувачеві можливість вказати спосіб того, яким чином будуть оброблені пропущені користувацькі значення для факторів та категоріальних залежних змінних. Необхідно, щоб фактори мали допустимі значення для того, щоб спостереження було включене до аналізу. Такі елементи надають можливість вирішувати: вважати призначені для користувача значення відсутності для факторів та залежних категоріальних змінних допустимими чи ні.

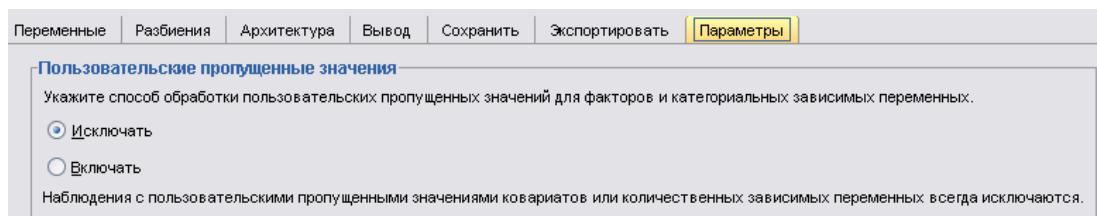


Рис. 1.3.14 Діалогове вікно Радіальної базисної функції у SPSS, вкладка Параметри

Отже, у цьому розділі було виокремлено історичні передумови формування поняття штучних нейронних мереж, аналогом яких стали біологічні нейронні мережі. Було проаналізовано структуру біологічного та штучного нейронів та різницю між основними принципами взаємодії між цими двома видами мереж. Також у розділі описано історію виникнення математичної моделі штучного нейрона, основні типи нейронів, а саме вхідні, вихідні і проміжні, функції, що вони виконують, варіації архітектур, у які нейрони можуть бути вибудовані та основні правила вибору структури ШНМ. Ця інформація має бути опрацьована дослідником задля ґрунтовної роботи з таким новітнім специфічним інструментом у соціологічному дослідженні.

Окрім цього, було здійснено систематизацію наявних досліджень, де були використані методи інтелектуального аналізу даних для виокремлення

ефективності дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу та описано основні напрямки, у яких працюють науковці, що використовують цей аналіз. Головні класи задач, які вирішують ШНМ у соціологічному дослідженні та у конфлікті, як було виявлено, полягають у прогнозуванні, апроксимації функцій, оптимізації, кластеризації, класифікації спостережень і в управлінні. При цьому, переваги використання нейромереж - це універсальність, вирішення дослідницької задачі при тому, що закономірності невідомі, висока стійкість до пропущених значень, адаптивність та потенційна швидкодія, а недоліками є наявність "ефекту вчителя", недосконалий і маловаріативний соціологічний інструментарій, складність у застосуванні аналізу, та принцип роботи мережі як "чорної скриньки". Щодо інструментарію - у практичному розділі роботи для обробки даних була обрана програма SPSS, тому основні принципи застосування модуля аналізу, що містить нейронні мережі, були окреслені та візуалізовані у теоретичному розділі праці.

РОЗДІЛ 2. ПРОВЕДЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЗА ДОПОМОГОЮ SPSS НА ПРИКЛАДІ УКРАЇНИ.

2.1 Підготовка даних для проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS та обґрунтування обраної для аналізу тематики.

2.1.1 Обґрунтування вибору тематики для проведення нейромережевого аналізу у програмі SPSS.

Задля проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS (версія 17) необхідно обрати тематику проведення аналізу, після чого видалити ті змінні, які не потрібні для здійснення вказаної процедури. Для перевірки ефективності виконання нейромережевого аналізу у програмі SPSS була обрана тематика прогнозування ймовірності рішення особи на розлучення. Щодо конфліктологічної складової, розлучення – це один з можливих процесів, який відбувається на етапі сімейного конфлікту. Поява та розпад сім'ї – це одне з найпоширеніших соціальних явищ, сім'я вважається однією із найбільш значущих сфер, незалежно від матеріального становища чи віку людини. А цей вид конфліктів, у свою чергу, найбільш розповсюджений у житті суспільства: у 80 – 85 % сімей, за оцінкою науковців, виникають конфліктні ситуації, у 15 – 20 % відбуваються сварки з різних причин [27]. Звідси, дослідження особливостей сімейних відносин – це надзвичайно важливе завдання, зокрема, визначення максимально сприятливих чи несприятливих умов для існування тривалого шлюбу. Це завдання включає діагностику відносин у наявній сім'ї, визначення причин, що призвели до кризових етапів шлюбу, розробку методики запобігання таких етапів. Наразі не існує загальновизнаних кількісних критеріїв чи багатофакторних кількісних моделей, що сприяють якісному прогнозуванню розвитку динаміки шлюбних відносин. Така ситуація обумовлена складністю сімейних відносин як надскладної соціальної системи, де присутні чинники декількох типів: соціального, економічного та психофізіологічного. З цього боку, аналіз за допомогою штучних нейронних мереж – це перспективні методи моделювання, що дозволяють використовувати не тільки кількісні, а й якісні

дані одночасно. Також дослідник має змогу отримати багатofакторні моделі навіть, якщо дані є неповними.

Схожий напрямок висвітлюється у роботі «Розробка моделей соціальних явищ за допомогою можливостей «Data Mining»» [21]. Про цю роботу через призму використання нейромережевого аналізу у конфліктах було згадано вище, у розділі 1.2.3. Її мета – це побудова методології та технології використання Data Mining (DM) під час розробки кількісних моделей соціальних явищ. У роботі аналізуються стосунки сімейних пар, а саме тематика розлучення. Для цього були використані дані 42-х інтерв'ю із розлученими парами. Щодо питань, то вони були спрямовані на визначення віку чоловіка та жінки при вступі до шлюбу, наявності та кількості дітей, типу та особливостей виховання у сім'ї кожного з пари, наявності братів та сестер. Платформа, що була використана з метою аналізу даних має назву Deductor (розробник – BaseGroup Lab) [28]. Вона допомогла дослідникам у побудові моделі ймовірності розлучення у шлюбі, а саме його тривалості, а також у виявленні певних прихованих закономірностей у зібраних даних. За допомогою нейромережевого аналізу були спроектовані моделі таких відносин у сім'ї, які можуть призводити до розлучень. Результати дослідження також можна використовувати для розробки рекомендацій щодо покращення стосунків у парі. дослідниками було представлено два види виокремлених моделей: перший вид – це моделі, які пристосовані для фахівців у сфері Data Mining, вони надають змогу змінювати хід аналізу та будувати власні версії моделей. Інший вид – це моделі, які пристосовані для звичайних користувачів, вони, у свою чергу, надають змогу отримати прогноз, але без можливості зміни будь-яких даних, типу мережі і т.д.. Тобто, користувач вводить дані, а мережа прогнозує тривалість шлюбу на основі вказаної інформації.

Проте, науковці визнають, що база, яка складається з 42-х інтерв'ю занадто мала для того, щоб використовувати результати дослідження не тільки як приклад роботи зі сферою інтелектуального аналізу даних. Тобто, варто

враховувати, що таке дослідження тяжіє до розвідувального аналізу, а не до повноцінного ґрунтового дослідження обраної тематики. Після опрацювання цієї роботи та виокремлення особливостей проведення дослідження у ній, було прийнято рішення про проведення власного аналізу ефективності нейромереж у програмі SPSS за тематикою ймовірності розлучення у шлюбі.

2.1.2 Загальна характеристика даних, що були обрані для проведення нейромережевого аналізу.

З метою проведення дослідження у практичному розділі дипломної роботи за темою «Нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях» було обрано масив даних шостої хвилі Європейського соціального дослідження (European Social Survey, round 6 [29]). Це міжнародне опитування, яке проходить у Європі від моменту заснування в 2001 році і кожні два роки проводяться особисті інтерв'ю з відібраними перехресними вибірками. Задля досягнення дослідницької мети експерти ESS послуговуються найвищими методологічними стандартами. Наукова група постійно проводить оцінювання якості даних протягом усіх хвиль та всіх етапів проведення дослідження. Вони здійснюють моніторинг якості вибірки, при цьому використовуючи зовнішні еталонні дані, перевіряють процес та результати дослідження. Як зазначають розробники, є три основні мети, заради яких існує Європейське соціальне дослідження: перша – це відстежування та інтерпретація змін у поглядах суспільства, моніторинг зміни цінностей та інститутів європейського суспільства, друга – просування удосконалених методів, якими послуговуються дослідники для цього міжнаціонального моніторингу і третя, остання мета, – розробка визначеного числа соціальних показників Європи.

Наразі існує дев'ять хвиль дослідження, крайнє було у 2018 році. Саме шоста хвиля, що була завершена у 2012 році, обрана для аналізу, адже вона остання з наявних, що охоплює дані включно з Україною. Окрім України, ще 28 країн взяло участь у вказаній хвилі ESS. Дослідження відбувалося за допомогою проведення особистих інтерв'ю, при цьому питання були

спрямовані на визначення оцінки демократії, благополуччя, як особистого, так і соціального, а також обговорювалися теми попередніх модулів дослідження для розуміння динаміки зміни сприйняття та загального становища населення країн-учасників.

2.1.3 Підготовка даних для проведення аналізу за допомогою нейронних мереж у програмі SPSS

Масив даних шостої хвилі Європейського соціального дослідження містить 624 змінні. Задля проведення нейромережевого аналізу за допомогою SPSS необхідно видалити ті змінні, які не потрібні для здійснення вказаної процедури. Окрім цього, необхідно врахувати, що одним з основних недоліків використання штучних нейронних мереж вважають «ефект дослідника», який був описаний у пункті 1.2.2. Сім'я відноситься до класу надскладних систем, адже такі системи містять велику кількість елементів з різноманітними параметрами [21]. Створення якісних дослідницьких моделей для такого типу систем завжди спричиняє труднощі, так як необхідно враховувати усі зовнішні, внутрішні фактори, а також ці фактори у розвитку. Задля того, щоб відібрати потрібні для проведення нейромережевого аналізу змінні та мінімізувати вплив цього ефекту, обґрунтовуючи вибір кожної змінної, варто провести операціоналізацію процесу рішення щодо розлучення (рис. 2.1.(1)). Можливість такого рішення була поділена на матеріальну спроможність особи до розлучення та моральну. Під матеріальною спроможністю мається на увазі те, чи має змогу особа працювати у майбутньому або ж вона має роботу та забезпечувати себе та своїх дітей, за наявності, без допомоги партнера. До параметрів працездатності були відібрані такі фактори як вік особи, рівень освіти, професійність, а також наявність дітей. Наявність роботи та загальний прибуток домогосподарства відійшли до параметру залежності респондента від його партнера. Щодо моральної спроможності, то вона була поділена на зовнішній фактор – можливість підтримки рішення серед тих, хто оточує особу, а саме, родичі, друзі та знайомі та на «внутрішній» фактор, який

визначає чи готовий респондент розлучитися. Параметр релігійності того, кого опитують може впливати на досліджуване рішення, адже релігія не регламентує позитивне ставлення до розлучень. Окрім цього важливо виміряти рішучість, тобто готовність особи до дій та вплив загального рівня задоволеності життям на рішення щодо розлучення.

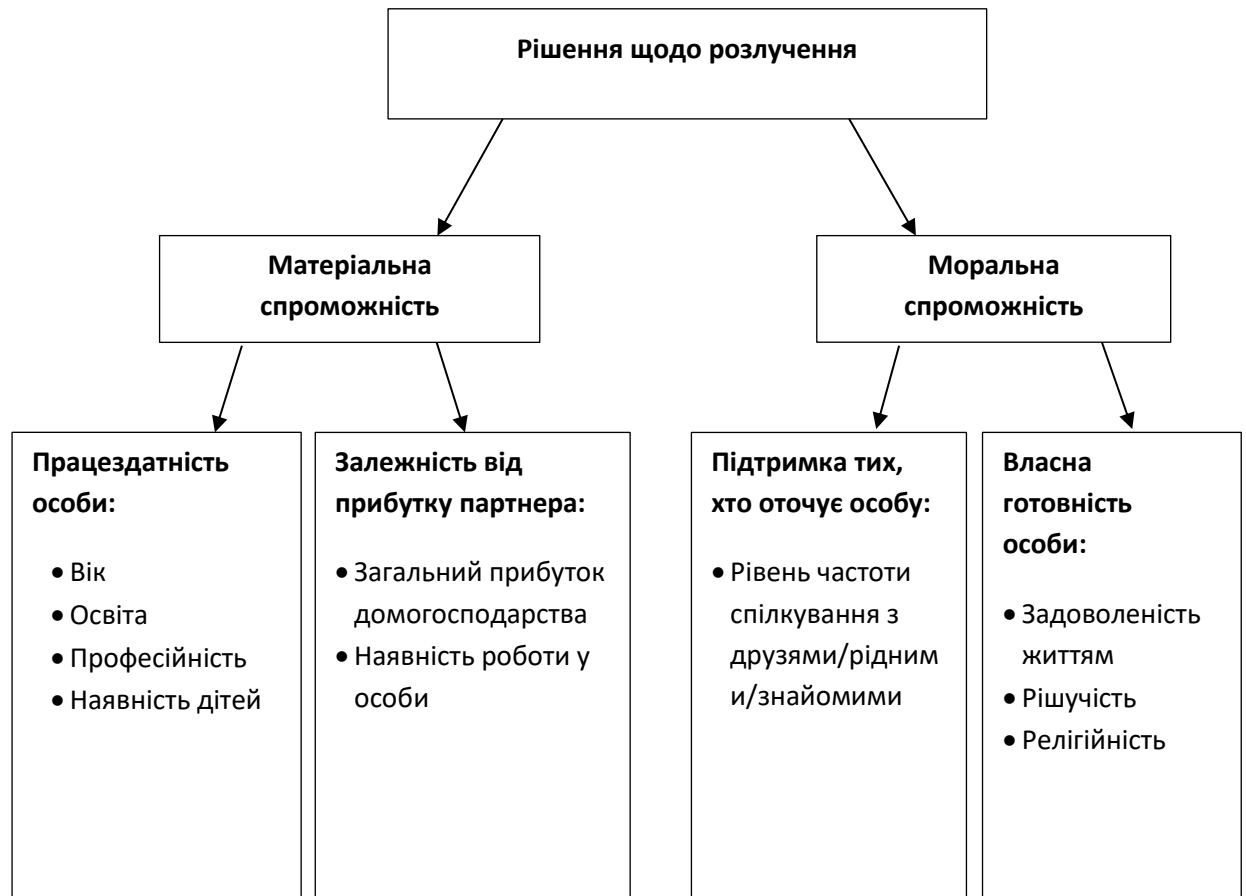


Рис. 2.1 (1) Операціоналізація процесу рішення щодо розлучення у шлюбі

На основі операціоналізації з шостої хвилі Європейського соціального дослідження було обрано 13 змінних. Залежною змінною обрана:

1. *Ever been divorced/had civil union dissolved* – Коли-небудь був розлучений / розпався цивільний шлюб, з можливістю відповіді так/ні.

Незалежними змінними було обрано:

2. *Age*. – Вік респондента.

3. *Highest level of education, Ukraine.* – Рівень освіти респондента за системою визначення рівня освіти в Україні станом на 2012 рік.
4. *There are lots of things I am good at.* – «Є багато речей, які мені вдаються». Ця допоможе у виявленні спроможності працездатності опитуваної особи.
5. *Children living at home or not.* – наявність дітей, які проживають у домогосподарстві.
6. *Number of people living regularly as member of household.* – Кількість людей, що проживають у домогосподарстві.
7. *Feeling about household's income nowadays.* – Суб'єктивна оцінка загального доходу домогосподарства, що сформована на основі питання: «Яке з висловлювань на цій картці найближче до того, як би Ви могли описати стан Вашого сімейного доходу в даний час?» Можливі відповіді на запитання: живу комфортно на цей дохід; можна жити на цей дохід; при такому доході відчуваю певні труднощі; при такому доході відчуваю серйозні матеріальні труднощі та важко відповісти.
8. *Interviewer code, respondent in paid work.* – Інтерв'юер відмічає чи має респондент постійне місце роботи.
9. *How often socially meet with friends, relatives or colleagues.* – Змінна, що виведена із запитання «Як часто Ви просто, не у справах, зустрічаєтеся з друзями, родичами або колегами по роботі?».
10. *How satisfied with life as a whole.* – Ця змінна говорить про рівень задоволеності респондента життям в цілому.
11. *Free to decide how to live my life.* – Змінна, що сформована для вимірювання того, наскільки респондент «вільний вирішувати як йому жити».
12. *How religious are you.* – Змінна, що сформована у результаті відповіді на питання: «Незалежно від того, до якого конкретного віросповідання Ви себе відносите, скажіть, будь ласка, наскільки Ви релігійні?».

Спочатку дані були відібрані за Україною. Така процедура була здійснена за допомогою вкладки «Дані» - «Відібрати випадки» - «Якщо» змінна cntry = «UA». Після цього необхідно ще більше зменшити коло вибірки та обрати ті спостереження, які потрібні саме для тематики розлучень, тобто обрати ті дані, на яких мережа зможе навчитися робити прогноз щодо ймовірності розлучення. Для цього можна використати змінну, яка визначає знаходиться у шлюбі респондент чи ні. Ця змінна має назву «Legal marital status, post coded», тобто юридичний сімейний стан особи. Частотний аналіз показав, що вибірка містить 1102 офіційно одружених респондента, а 266 респондентів офіційно розлучені або такі, у кого розпався цивільний шлюб. Отже потрібно відібрати випадки за цими відповідями на вказане питання – це стане остаточною вибіркою для роботи з нею за допомогою нейромережевого аналізу. Для цього у вкладці «Дані» - «Відібрати випадки» - «Якщо» потрібно дописати: cntry = "UA" & maritalb = 1 OR maritalb = 2 OR maritalb = 4. Після цього необхідно видалити з масиву усі змінні, що не потрібні для проведення нейромережевого аналізу.

Таблица сопряженности Country * Legal marital status, post coded

Частота

	Legal marital status, post coded				Итого
	Legally married	Legally divorced/civil union dissolved	Widowed/civil partner died	None of these (NEVER married or in legally registered civil union)	
Country Ukraine	1102	266	398	369	2135
Итого	1102	266	398	369	2135

Табл. 2.1 (1) Частотний розподіл за змінною «Юридичний сімейний статус респондента»

2.2 Проведення нейромережевого аналізу за допомогою програми SPSS

2.2.1 Проведення процедури нейромережевого аналізу за допомогою Багатошарового перцептрона у SPSS

Після підготовки даних можна розпочинати проведення нейромережевого аналізу. Для цього потрібно спочатку створити випадкову вибірку за допомогою меню Трансформування, де є можливість генерації такої вибірки у вкладці «Генератори випадкових чисел». Після цього за допомогою вкладок Аналіз - Нейронні мережі дослідник має змогу обрати процедуру Багатошарового перцептрона. У діалоговому вікні Змінних було перенесено змінну «*Ever been divorced/had civil union dissolved*» у відповідне поле із залежними змінними, незалежні змінні, що є кількісними, а саме вік респондента та кількість осіб, що проживають з ним у домогосподарстві – у поле коваріатів, а у всі інші – у поле факторів (рис. 2.2.1).

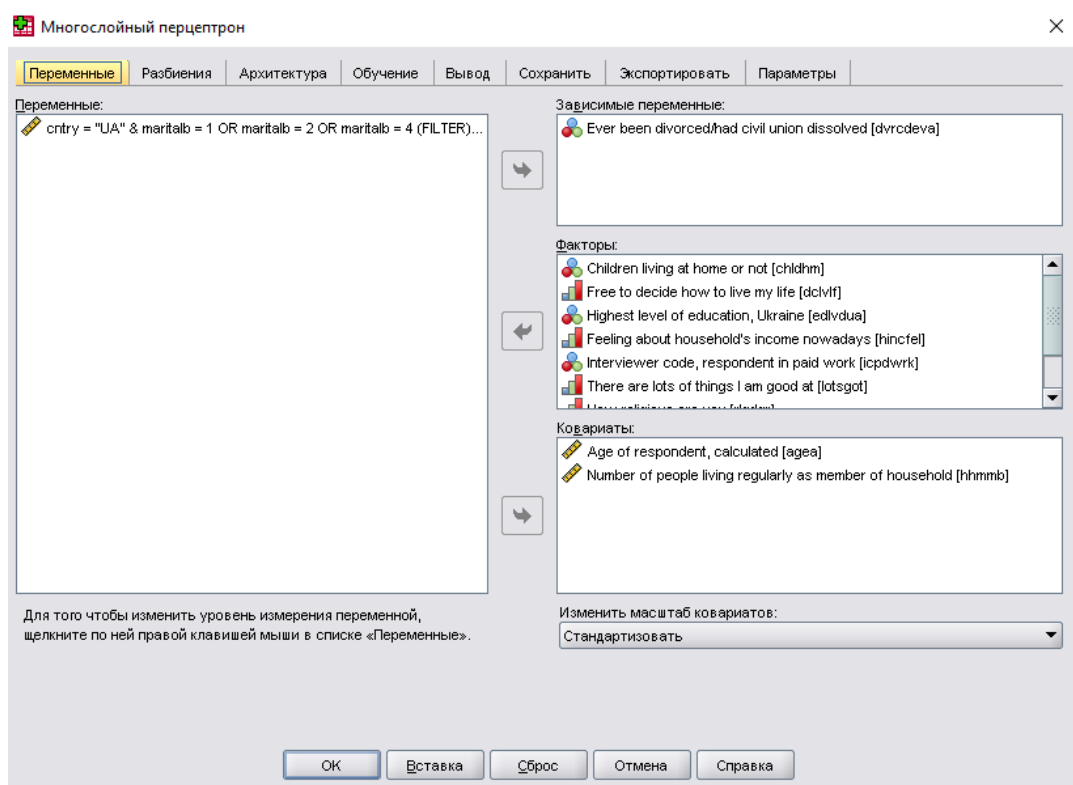


Рис. 2.2.1 Процедура проведення нейромережевого аналізу за допомогою Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Змінні

У вкладці Поділу було здійснено розподіл між навчальною, тестовою та контрольною вибірками – 60%, 20% та 20% відповідно для кожної. Це є

стандартним способом розподілу [26]. На вкладці Архітектура обрано автоматичний режим вибору архітектури мережі програмою, при мінімальній кількості нейронів у прихованому шарі 1 та максимальною кількістю 50. На вкладці навчання оптимальним було вирішено обрати пакетний режим навчання, при алгоритмі оптимізації методом масштабованих сполучених градієнтів при автоматично налаштованих параметрах навчання. У Виводі (рис. 2.2.2) варто включити усі наявні показники продуктивності мережі для того, щоб зрозуміти наскільки якісна побудована модель, окрім цього необхідно обрати аналіз важливості змінних. Цей аналіз допоможе виявити, наскільки ефективна проведена операціоналізація. Поки не проведено аналіз якості мережі не потрібно нічого обирати у наступних вкладках.

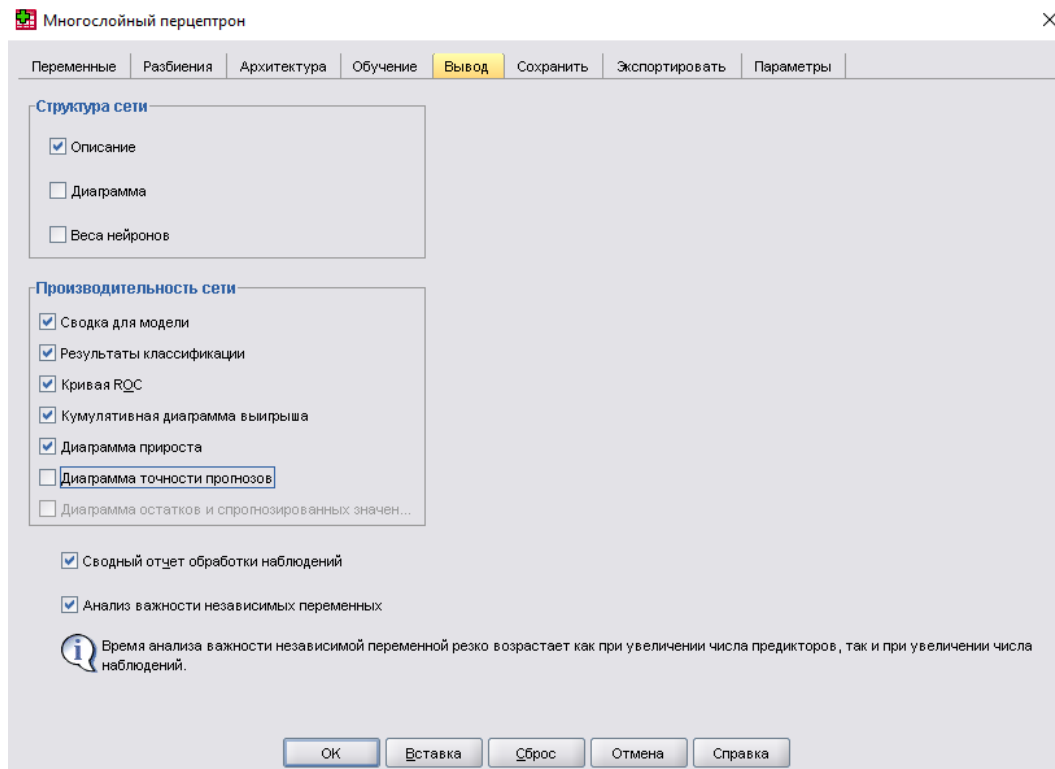


Рис. 2.2.2 Процедура проведення нейромережевого аналізу за допомогою Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Вивід

2.2.2 Інтерпретація результатів та зміна параметрів навчання мережі

Після натиснення «ОК» результати проведення нейромережевого аналізу виводяться у окремий документ. Першою виводиться таблиця «Зведення обробки спостережень» (Табл. 2.2.1). Вона дає можливість побачити, скільки валідних випадків містить вибірка, а скільки було виключено з неї. З таблиці

бачимо, що 150 спостережень з 1368 було виключено під час проведення аналізу. Окрім цього є дані з приводу наповненості навчальної вибірки – 727 випадків, вибірки перевірки або ж тестової – 255 випадків та контрольної – 236 випадків. У результаті, валідних для побудови моделі 1218 спостережень.

Сводка обработки наблюдений			
		М	Процент
Пример	Обучающая	727	59.7%
	Проверочная	255	20.9%
	Контрольная	236	19.4%
Валидные		1218	100.0%
Исключенные		150	
Всего		1368	

Табл. 2.2.1 Зведення обробки спостережень

Наступна таблиця 2.2.2, яка знаходиться у Додатку А містить загальну інформацію про нейронну мережу, число прихованих шарів, де вхідний шар дорівнює сумі числа коваріатів та числа рівнів фактору. Після цієї наступною є таблиця (табл. 2.2.3). Вона відображає інформацію про результати навчання та застосування від тренувальної мережі до контрольної, де вказаний відсоток неправильних прогнозів для кожної вибірки. Також вказана помилка перехресної ентропії. Вона показана тому, що вихідний шар використовує функцію Softmax. Це є функція помилки і тому, під час своєї роботи, нейронна мережа намагається якомога більше її мінімізувати. Також показано час, затрачений на навчання мережі і правило, яке використане для зупинки навчання мережі. Детальніше про відсоток коректних та некоректних передбачень зображено у наступній таблиці (Табл. 2.2.4).

Сводка для модели

Обучающая	Ошибка перекрестной энтропии	291.548
	Процент неверных предсказаний	16.8%
	Использованное правило остановки	Количество последовательных шагов без уменьшения ошибки: 1 ^a
	Время обучения	0:00:03.329
Проверочная	Ошибка перекрестной энтропии	123.256
	Процент неверных предсказаний	21.2%
Контрольная	Процент неверных предсказаний	18.6%

Зависимая переменная: Ever been divorced/had civil union dissolved

а. При вычислении ошибок используется проверочная выборка.

Табл. 2.2.3 Зведена таблиця даних для збудованої моделі

Классификация

Пример	Наблюденные	Предсказанное		
		Yes	No	Процент корректных
Обучающая	Yes	86	107	44.6%
	No	15	519	97.2%
	Общий процент	13.9%	86.1%	83.2%
Проверочная	Yes	15	46	24.6%
	No	8	186	95.9%
	Общий процент	9.0%	91.0%	78.8%
Контрольная	Yes	26	32	44.8%
	No	12	166	93.3%
	Общий процент	16.1%	83.9%	81.4%

Зависимая переменная: Ever been divorced/had civil union dissolved

Табл. 2.2.4 Класифікація спостережень за результатами нейромережевого аналізу

У цій таблиці наведені практичні результати використання штучної нейронної мережі. Вона є однією з найбільш показових та змістовних таблиць у виводі результатів нейромережевого аналізу. Для кожного спостереження у клітинці показані коректно спрогнозовані ті, які знаходяться на діагоналі,

некоректно спрогнозовані – навпаки. Це означає, що з усіх тих випадків, які були використані для навчання мережі 519 спостережень із 534 класифіковані правильно. Це значення тих респондентів, які не були розлучені або їхній цивільний шлюб не розпадався. А з тих респондентів, які відповіли «так» на питання з приводу того чи вони були розлучені чи мали цивільний шлюб, що розпався 86 випадків зі 193 класифіковані коректно. Окрім цього таблиця дає змогу побачити, що у навчальній вибірці сформовано 83,2% правильних прогнозів, але такий рівень класифікації зазвичай менший у порівнянні з контрольною вибіркою. Саме ця вибірка допомагає валідизувати дані, отримані під час побудови моделі і її відсоток коректних значень у наведеній таблиці складає 81,4%. Тобто, відбувся незначний спад відсотка коректних прогнозів.

Далі необхідно зрозуміти, наскільки адекватною є побудована модель і чи можна покращити її результати. З цією метою було здійснено декілька конфігурацій способів зміни мережі, а саме у першому випадку – збільшено максимальну кількість нейронів у прихованому шарі на вкладці Архітектура у діалоговому вікні Багатошарового перцептрона, у другому – було змінено тип навчання мережі з пакетного на міні-пакетний режим у вкладці Навчання у тому ж діалоговому вікні, у третьому – було змінено розподіл даних між навчальною, тестовою та контрольною вибірками з 60%, 20% та 20% відповідно, на 50%, 25% та 25% у вкладці Розподіл у тому ж діалоговому вікні. Жоден з цих способів не спонукав до покращення прогнозних результатів мережі. Після цього було використано процедуру Радіальної базисної функції (Аналіз – Нейронні мережі – Радіальна базисна функція), де контрольна вибірка містила 77,8% (табл. 2.2.5) коректно прогнозованих випадків, що на 3,6% менше за найперший варіант побудови моделі за допомогою функції Багатошарового перцептрона. Це говорить про те, що оптимальною моделлю для виокремлених даних є та, що була використана найпершою у дослідженні. Тобто, можна продовжити аналіз таблиць та графіків, що наявні у Виводі. Окрім цього, після визначення оптимальної моделі потрібно відкрити

діалогове вікно Багатошарового перцептрона та на вкладці Збереження обрати збереження прогнозованої псевдоймовірності для кожної залежної змінної (рис. 2.2.3).

Классификация				
		Предсказанное		
		Yes	No	Процент корректных
Обучающая	Yes	18	168	9.7%
	No	10	517	98.1%
	Общий процент	3.9%	96.1%	75.0%
Проверочная	Yes	9	59	13.2%
	No	2	176	98.9%
	Общий процент	4.5%	95.5%	75.2%
Контрольная	Yes	2	56	3.4%
	No	1	198	99.5%
	Общий процент	1.2%	98.8%	77.8%

Зависимая переменная: Ever been divorced/had civil union dissolved

Табл. 2.2.5 Класифікація спостережень за результатами нейромережевого аналізу, процедура Радіальної базисної функції

Многослойный перцептрон

Переменные

Разбиения

Архитектура

Обучение

Вывод

Сохранить

Экспортировать

Параметры

☐ Сохранить предсказанное значение или категорию для каждой зависимой переменной

☒ Сохранить предсказанную псевдовероятность для каждой зависимой переменной

Переменные:

Зависимая переменная	Предсказанное значение или категория		Предсказанная псевдовероятность	
	Имя сохраняемой переменной	Корневое имя сохраняемых переменных	Категории для сохранения	
dvrcdeva	MLP_PredictedValue	MLP_PseudoProbability	25	

Имена сохраненных переменных

☒ Автоматически создавать уникальные имена

Выберите этот вариант, если при каждом запуске модели необходимо добавлять в набор данных новую группу сохраняемых переменных.

☐ Настраиваемые имена

Укажите имена переменных. При выборе этого параметра все существующие переменные с одинаковым именем или корневым именем заменяются каждый раз при запуске модели.

OK

Вставка

Сброс

Отмена

Справка

Рис. 2.2.3 Процедура проведения нейромережевого аналізу за допомогою Багатошарового перцептрона у SPSS, вкладка Збереження

Окрім таблиць, у Виводі є можливість переглянути графіки та діаграми, які збудовані за допомогою процедури Багатошарового перцептрона. Вони допомагають графічно представити результати проведення нейромережевого аналізу, наприклад, діаграма зображена на рисунку 2.2.4.

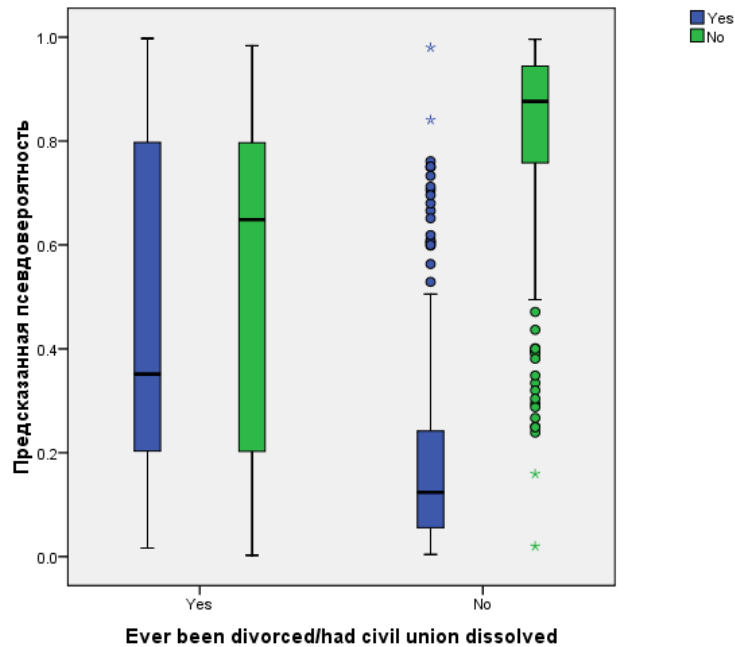
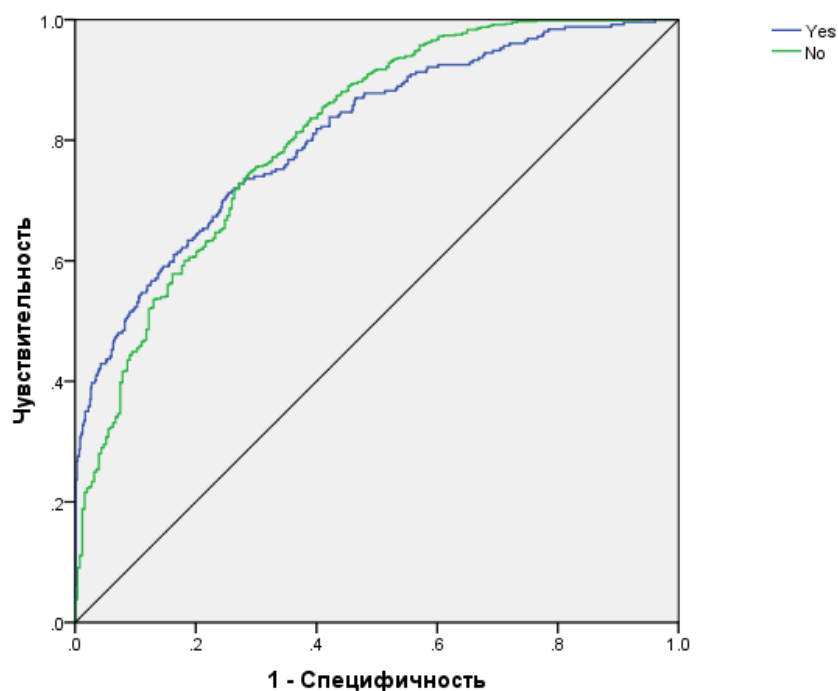


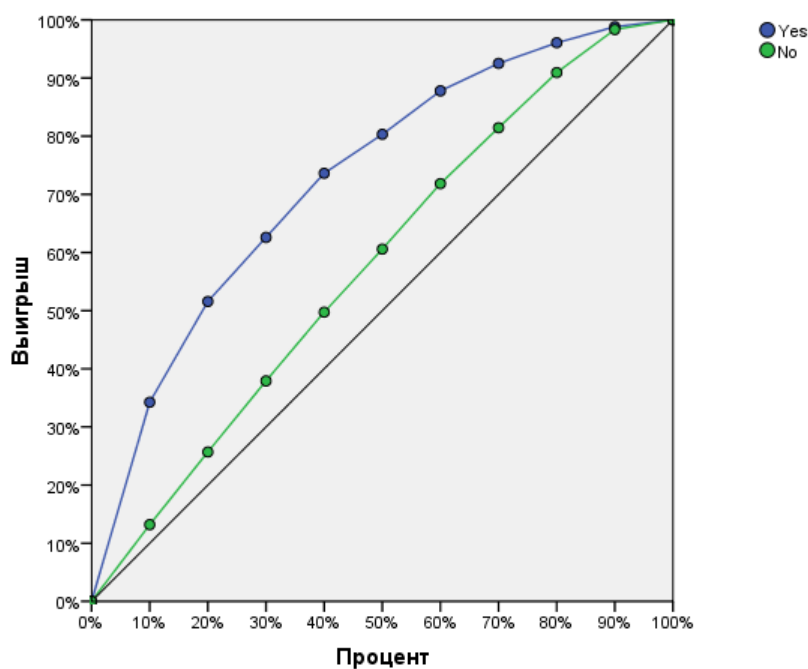
Рис. 2.2.4 Діаграма прогнозів за значеннями спостережень

На цій діаграмі вісь x відповідає категоріям відповідей на питання залежної змінної, у легенді вказані можливі варіанти відповіді, вказані у змінній. Ця діаграма, за своєю суттю, графічне вираження таблиці класифікації прогнозів у формі групування або ж кластеризації описаних результатів моделювання. Наступний рисунок 2.2.5 – це графік ROC-кривої. На цьому графіку зображено дві криві, одна, позначена синім кольором – це відповідь «Так» на запитання щодо того чи була розлучена опитувана особа або ж чи була вона у громадянському шлюбі, який розпався; друга, позначена зеленим кольором – відповіді на «Ні». Цей графік відповідає за візуальний вираз специфічності та чутливості для усіх можливих зрізів, при цьому він ґрунтується на навчальній вибірці та на вибірці перевірки. Наступний графік має назву «Графік кумулятивного «виграшу» (рис. 2.2.6). Він показує відсоток від загального числа спостережень у категорії.



Зависимая переменная: Ever been divorced/had civil union dissolved

Рис. 2.2.5 ROC-крива



Зависимая переменная: Ever been divorced/had civil union dissolved

Рис. 2.2.6 Графік кумулятивного виграшу

Тобто, можна проаналізувати першу точку, зображену на графіку, яка розташована на кривій, що позначає відповідь «Так» залежної змінної. Вона знаходиться на координатах (9%; 34%). Це означає, що коли ви відсортуйте набір даних мережі за прогнозованими результатами за відповіддю на питання

залежної змінної «Так», можна очікувати, що ті 9% будуть вміщувати приблизно 34% усіх випадків, які відносяться до категорії розлучених. Відповідно, наступні 20% міститимуть 50%, наступні 30% – 65% і так далі за графіком. Цей графік ґрунтується на навчальній вибірці та на тестовій. Останній графік – це графік точності прогнозів (рис. 2.2.7).

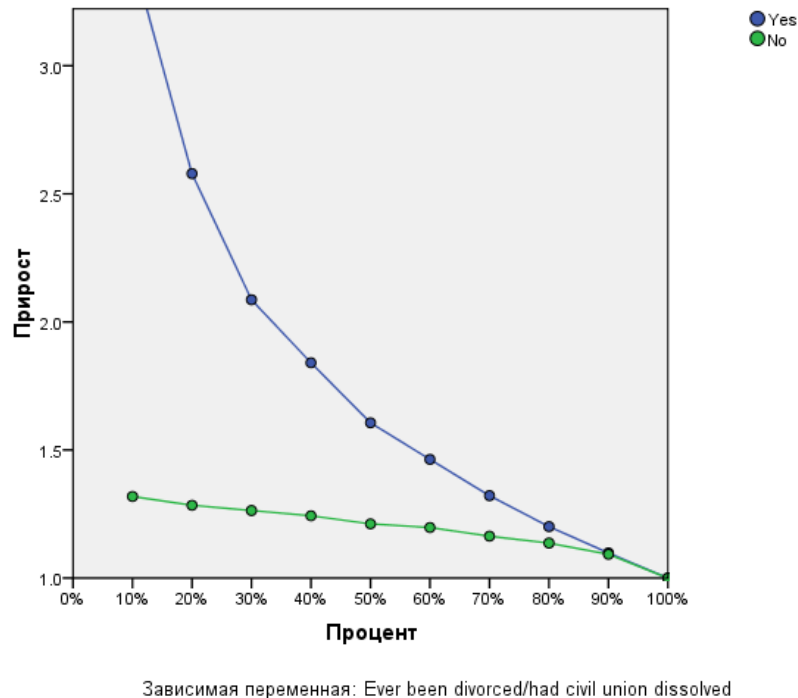


Рис. 2.2.7 Графік точності прогнозів.

Його ще можна назвати графіком підйому. Він побудований на основі прогнозних даних навчальної та тестової вибірок, окрім цього він виведений з попереднього графіка. Тобто, значення для осі y відповідають відношенню значень графіка кумулятивного виграшу до базової лінії для кожної кривої. Тобто, підняття на 10% для категорії «Так» буде рівне $\frac{34}{9} \approx 3,8$. Можна сказати, що цей графік є іншим способом виразу інформації, представленої у графіку кумулятивного «виграшу».

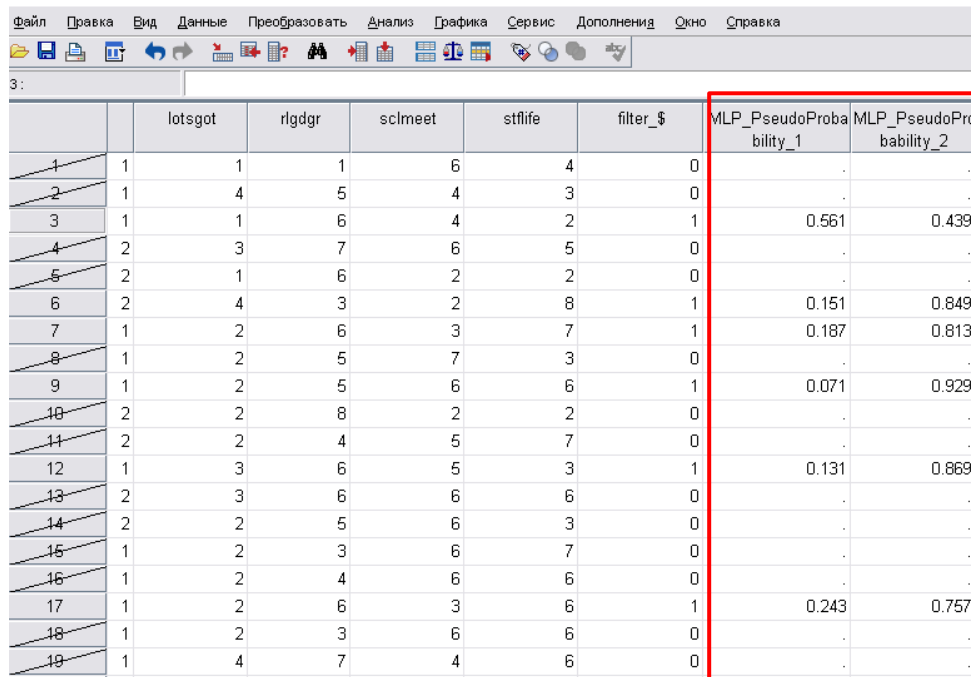
Останньою таблицею є таблиця важливості незалежних змінних (табл. 2.2.6). Вона містить показники важливості та нормалізованої у відсотковому значенні важливості незалежних обраних для проведення нейромережевого аналізу. Таблиця надає дослідникові необхідну інформацію для розуміння якості побудованої ним моделі через призму розподілу важливості між

змінними. Нормалізована важливість розрахована таким чином, що за 100% береться та змінна, яка має найбільший коефіцієнт важливості. Можна побачити, що змінні «Highest level of education, Ukraine», яка відповідає за рівень освіти респондента, «Age of respondent, calculated», яка відповідає за інформацію про вік респондента та «Number of people living regularly as member of household», що відповідає за кількість людей у домогосподарстві, які живуть з респондентом виявилися найбільш важливими для розробленої моделі прогнозування ймовірності рішення особи зважитися на розлучення.

Важность независимых переменных		
	Важность	Нормализованная важность
Children living at home or not	.068	23.0%
Free to decide how to live my life	.058	19.5%
Highest level of education, Ukraine	.101	34.0%
Feeling about household's income nowadays	.056	18.9%
Interviewer code, respondent in paid work	.058	19.7%
There are lots of things I am good at	.047	15.9%
How religious are you	.072	24.3%
How often socially meet with friends, relatives or colleagues	.057	19.1%
How satisfied with life as a whole	.075	25.4%
Age of respondent, calculated	.110	36.9%
Number of people living regularly as member of household	.297	100.0%

Табл. 2.2.6 Важливість незалежних змінних

Спрогнозовані дані виводяться у вигляді двох нових змінних (рис. 2.2.8), які позначені як «Передбачена псевдоймовірність для $dvrdeva = 1$ » – відповідь «Так» на запитання залежної змінної та «Передбачена псевдоймовірність для $dvrdeva = 2$ » – відповідь «Ні» на запитання залежної змінної. Якщо значення більше за 0,5 – значить прогноз для спостереження тяжіє до цієї змінної, яка має це значення.



	lotsgot	rlgdgr	scmeest	stflife	filter_\$	MLP_PseudoProbability_1	MLP_PseudoProbability_2
1	1	1	1	6	4	0	.
2	1	4	5	4	3	0	.
3	1	1	6	4	2	1	0.561 0.439
4	2	3	7	6	5	0	.
5	2	1	6	2	2	0	.
6	2	4	3	2	8	1	0.151 0.849
7	1	2	6	3	7	1	0.187 0.813
8	1	2	5	7	3	0	.
9	1	2	5	6	6	1	0.071 0.929
10	2	2	8	2	2	0	.
11	2	2	4	5	7	0	.
12	1	3	6	5	3	1	0.131 0.869
13	2	3	6	6	6	0	.
14	2	2	5	6	3	0	.
15	1	2	3	6	7	0	.
16	1	2	4	6	6	0	.
17	1	2	6	3	6	1	0.243 0.757
18	1	2	3	6	6	0	.
19	1	4	7	4	6	0	.

Рис. 2.2.8 Нові прогнозні змінні

Отже, можна зазначити, що була побудована достатньо якісна модель прогнозування ймовірності рішення особи щодо розлучення за допомогою нейромережевого аналізу у програмі SPPS, при якій приблизно 8 випадків з 10 будуть спрогнозовані коректно. Ця модель була розроблена на основі операціоналізації процесу зважування особи на розлучення, якщо вона перебуває у шлюбі. Були відібрані спостереження за Україною за даними шостої хвилі Європейського соціального дослідження. Оптимальна модель була обрана способом зміни та відбору різних показників процедури багатошарового перцептрона та радіальної базисної функції, що можуть впливати на результативність та якість прогнозування нейронною мережею.

ВИСНОВКИ

Під час написання роботи за темою: «Нейромережевий аналіз у соціологічних дослідженнях» було здійснено систематизацію інформації з обраної тематики та здійснено ґрунтовний аналіз існуючих досліджень, що проводилися за допомогою нейромережевого аналізу. Під час цього було виявлено, що він застосовується для задач прогнозування, апроксимації функцій, оптимізації, кластеризації, класифікації спостережень та управління. Перевагами є універсальність, вирішення дослідницької задачі при тому, що закономірності невідомі, висока стійкість до шумів у даних, адаптивність та можливість паралельної обробки інформації. Цей аналіз зарекомендував себе як якісний інструмент для побудови прогнозних моделей з дуже високою точністю передбачень. Недоліками використання ШНМ є недосконалість соціологічного інструментарію, складність у застосуванні аналізу та в його змістовній інтерпретації, а також наявність "ефекту вчителя". Щодо ефективності дослідження конфліктів за допомогою нейромережевого аналізу – перспективи його застосування включають в себе дослідження міжгрупових та міжособистісних конфліктів, конфліктів між владою та суспільством або окремими соціальними групами, а також політичних конфліктів. Під час систематизації робіт цих дослідників, з'ясувалося, що українські дослідники майже не приділяють уваги тематиці використання інтелектуального аналізу даних.

Для реалізації застосування цього аналізу було проаналізовано наявне соціологічне програмне забезпечення, яке включає аналіз даних за допомогою штучних нейронних мереж та обрано програму SPSS. Адже це одне з тих програмних забезпечень, яке реалізує не лише основні алгоритми навчання, але й мета-алгоритми, що допомагають у вирішенні задач налаштування, навчання, перенавчання мережі та крос-перевірки прогностичних можливостей дослідницької моделі. Для перевірки можливостей цієї програми у галузі інтелектуального аналізу даних за допомогою нейронних мереж було розроблено модель прогнозування ймовірності рішення одруженого

респондента щодо розлучення. Після цього було проінтерпретовано отримані, під час практичного застосування нейромережевого аналізу, результати. Модель була розроблена на основі операціоналізації процесу зважування особи на розлучення, якщо вона перебуває у шлюбі. Були відібрані спостереження за Україною за даними шостої хвилі Європейського соціального дослідження. Найбільш оптимальною виявилася модель при загальному відсотку коректно прогнозованих значень, який склав 81,4%.

Важкість у інтерпретації та застосуванні такого аналізу полягає у тому, що наразі немає достатньої кількості спеціалізованих робіт, які б досконало описували можливості використання нейромережевого аналізу у соціології та соціологічних дослідженнях зокрема і ґрунтовно описували їх використання на прикладі типового соціологічного програмного забезпечення. Окрім необхідності у наявності глибоких знань у цій тематиці та відповідного інструментарію робота нейронних мереж до цих пір лишається чимось схожим на чорну скриньку. Але пророблений аналіз показує, що неможливо ігнорувати високу прогнозну здатність штучних нейронних мереж.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.

1. Кислова О. Н. Интеллектуализация информационных технологий как фактор развития интеллектуального анализа социологических данных. *Методологія, теорія та практика соціологічного аналізу сучасного суспільства: зб. наук. праць*. Видавничий центр Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна, 2009. С. 318-324.
2. Кислова О. Н. Зачем социологу интеллектуальный анализ данных? *Современные проблемы формирования методного арсенала социолога: Материалы III Всероссийской научной конференции памяти А.О. Крыштановского*. М.: ГУ-ВШЭ РОС, 2009. С. 251-261.
3. Градосельская Г.В. Сетевые измерения в социологии: учебное пособие/ Под ред. Г.С. Батыгина. М.: Издательский дом "Новый учебник", 2004. 248 с.
4. Давыдов А.А. Системный подход в социологии: новые направления, теории и методы анализа социальных систем. Москва: КомКнига, 2005. 324 с.
5. Круглов В.В., Дли М.И. Применение аппарата нейронных сетей для анализа социологических данных. *Социс*. 2001. № 9. С. 112-114.
6. Орлов Г.М., Шуметов В.Г. Модель электоральных предпочтений: методология построения. *Социс*. 2001. №1. С. 127-141.
7. Кислова О. Н. Искусственные нейронные сети в социологии: новый инструмент познания или дань моде? *Перспектива*. 2009. № 2(46). С. 70-75.
8. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия-Телеком, 2002. 383 с.
9. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. № 5. P. 115–133.
10. Widrow B., Hoff M. E. Adaptive Switching Circuits. *IRE WESCON Convention Record*. 1960. P. 96-104.
11. Пірен М.І. Конфліктологія: підручник. К.: МАУП, 2007. 360с.
12. Ефисько О.О. Конфликт как социальное явление. *Научный вестник МГТУ ГА*. 2006. № 101. С. 190 – 192.

13. Панченко Л.Ф. До питання використання кількісних методів у дослідженні конфліктів. *Вісник НТУУ «КПІ». Політологія. Соціологія. Право.* 2018. № 3 (39). С. 38-43.
14. Чудова О.В. Применение нейронных сетей в социологии. *Социология в современном мире: наука, образование, творчество.* 2009. № 1. С. 82-87.
15. Давыдов А.А. Компьютерные технологии для социологии. *Социологические исследования.* 2005. № 1. С. 131-138.
16. Кислова О.М., Бондаренко К.Б. Можливості застосування штучних нейронних мереж в аналізі соціологічної інформації. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна.* 2010. № 891. С. 78-82.
17. Паниотто В.И., Максименко В.С. Количественные методы в социологических исследованиях. Киев, 2003. 270 с.
18. Рихліцький В. Як працює «Фейкогріз» — ловець маніпуляцій зі штучним інтелектом. Інтернет-видання «MEDIASAPIENS». URL: <https://ms.detector.media/manipulyatsii/post/23883/2019-12-02-yak-pratsyue-feikogriz-lovets-manipulyatsii-zi-shtuchnim-intelektom/> (дата звернення: 10.05.2020).
19. Калягин В.А, Шиткова М.С. Анализ предпочтений избирателей с помощью самообучающихся сетей Кохонена (на примере Нижегородской области). *Современные проблемы в области экономики, менеджмента, бизнес-информатики, юриспруденции и социально-гуманитарных наук: материалы VI научно-практической конференции студентов и преподавателей НФ ГУ-ВШЭ,* 2008. URL: <https://publications.hse.ru/books/68999887> (дата звернення: 10.05.2020).
20. Доррер М.Г. Интуитивное предсказание нейросетями взаимоотношений в группе. *Методы нейроинформатики/* под. ред. А.Н. Горбаня. Красноярск, 1998. С. 111-129.
21. Разработка моделей социальных явлений с помощью средств «Data Mining» / Абриков В.С. и др.; Под ред. В.В. Козловского. *Социологический диагноз культуры российского общества второй половины XIX – начала XXI*

вв.: Материалы Всероссийской конференции «Третьи чтения по истории российской социологии». СПб.: Интерсоцис, 2008. С. 49-55.

22. Кузьмина Т.В. Моделирование динамики безработицы. *Социология: 4М*. 2003. №16. С. 100-113.

23. Жуков Л.А., Решетникова Н.В. Прогнозирование социальной опасности несовершеннолетних для центров по социальной реабилитации с помощью нейронных сетей. веб-сайт. URL: http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2000/Neuro_2/117.html (дата звернения: 10.05.2020).

24. Rojas R. Neural Networks: A Systematic Introduction. Berlin: Springer-Verlag, 1996. 509 p.

25. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд.: пер. с. англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

26. Сорокин С. В., Сорокин А. С. Использование нейросетевых моделей в поведенческом скоринге. *Прикладная информатика*. 2015. № 2 (56). С. 92-109.

27. Нагаєв В.М. Конфліктологія: навчальний посібник. Київ: ЦУЛ, 2004. 198 с.

28. Аналитическая платформа Deductor: веб-сайт. URL: www.basegroup.ru (дата звернения: 20.05.2020).

29. Європейське соціальне дослідження: веб-сайт. URL: <http://www.europeansocialsurvey.org> (дата звернення: 20.05.2020).

30. Евристика. Філософський енциклопедичний словник / В. І. Шинкарук (гол. редкол.) та ін.. Київ: Інститут філософії імені Григорія Сковороди НАН України : Абрис, 2002. 742 с.

31. Jeffreys H., Jeffreys B. S. Scalars and Vectors. *Methods of Mathematical Physics*, 3rd ed. Cambridge, England: Cambridge University Press, 1988. P. 56-85.

32. Соснин, А. С. Функции активации нейросети: СИГМОИДА, ЛИНЕЙНАЯ, СТУПЕНЧАТАЯ, RELU, TANH. *Наука. Информатизация. Технологии. Образование* : материалы XII международной научно-

практической конференции. Екатеринбург : Издательство РГППУ, 2019. С. 237-246.

33. Руководство пользователя по базовой системе IBM SPSS Statistics 17. веб-сайт. URL: <http://www.ibm.com/spss>. (дата звернения: 20.05.2020).

ДОДАТОК А

Інформація о сети			
Входной слой	Факторы	1	Children living at home or not
		2	Free to decide how to live my life
		3	Highest level of education, Ukraine
		4	Feeling about household's income nowadays
		5	Interviewer code, respondent in paid work
		6	There are lots of things I am good at
		7	How religious are you
		8	How often socially meet with friends, relatives or colleagues
		9	How satisfied with life as a whole
	Ковариаты	1	Age of respondent, calculated
		2	Number of people living regularly as member of household
		Количество нейронов ^а	63
		Метод изменения масштаба для ковариат	Стандартизировано
		Количество скрытых слоев	1
Скрытые слои		Количество нейронов в скрытом слое 1 ^а	4
		Функция активации	Гиперболический тангенс
Выходной слой	Зависимые переменные	1	Ever been divorced/had civil union dissolved
		Количество нейронов	2
		Функция активации	Softmax
		Функция ошибки	Перекрестная энтропия

а. Исключение единицы смещения

Табл. 2.2(2) Інформація про мережу